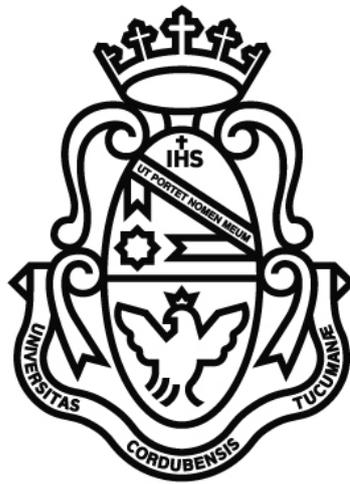


UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA  
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS, FÍSICAS Y NATURALES  
FACULTAD DE CIENCIAS MÉDICAS  
INGENIERÍA BIOMÉDICA

PROYECTO INTEGRADOR

# Sensor inalámbrico de ECG conectado vía Bluetooth a aplicación de análisis automático en el teléfono móvil



*Autora:*  
Antonella SGARLATTA

*Matrícula:*  
36680972

*Asesores:*  
Ing. Oscar CÁCERES  
Dr. Marcos GAUDIANO

Córdoba, diciembre de 2016



**FCM**  
Facultad de  
Ciencias Médicas





# Resumen

En el presente Proyecto Integrador se buscó desarrollar una alternativa al método más tradicional de monitoreo ambulatorio de la señal de electrocardiograma (el monitor Holter), que lograra compensar alguna de las desventajas que éste presenta, tales como la imposibilidad de detectar arritmias de frecuencia esporádica, la carencia de un *feedback* inmediato tanto para el paciente como para el médico y la incomodidad para el paciente.

Se construyó un prototipo de sensor de ECG ambulatorio utilizando la placa de adquisición para la señal AD8232 de Sparkfun, un microcontrolador PIC y un módulo Bluetooth para enviar los datos al *smartphone*.

Para posibilitar la detección de arritmias se requería un método de clasificación de los latidos. Para ello entrenó un modelo de aprendizaje automático, en particular una red neuronal, utilizando ejemplos de una base de datos pública de señales de ECG presentando diferentes tipos de arritmia, la *MIT-BIH Arrhythmia Database*. Previamente al entrenamiento se extrajeron características de cada latido realizando un Análisis de Componentes Principales. El modelo final alcanzado mostró un buen desempeño, del 98.1 %, sobre ejemplos no vistos.

Se desarrolló una aplicación para *smartphones* Android, que recibe la señal enviada por Bluetooth, la grafica para permitir su visualización, la analiza continuamente para brindar información relativa a las clases de latidos y a la frecuencia cardíaca y permite al paciente ir anotando los síntomas experimentados. Al detectar una arritmia la *app* brinda una alerta al usuario, envía un correo electrónico al médico con la señal de la última hora y la información adjunta, y en caso de tratarse de una situación grave, da aviso a un familiar. Se diseñó asimismo un visualizador para permitir al médico abrir y ver los datos contenidos en el archivo recibido por correo.

Se probó el sensor junto con la aplicación utilizando un simulador de ECG. Se realizó una calibración de la señal graficada y se evaluó el desempeño de la *app* para calcular la frecuencia cardíaca y clasificar los latidos. Se obtuvieron resultados satisfactorios, y se proponen múltiples proyectos a futuro para continuar llevando adelante la propuesta.



## *Agradecimientos*

A mi familia: mis padres Patricia y Héctor, mi hermana Florencia y mis abuelos María, Juana, Desiderio y Héctor, por darme la oportunidad de estudiar lo que me gusta, apoyarme incondicionalmente e impulsarme a seguir adelante ante cada dificultad.

A mi novio Joaquín, por ser mi gran compañía en cada momento desde el principio.

A mis amigos, por todas las situaciones de risas compartidas a lo largo de estos años.

A mis asesores de este Proyecto Integrador, por ayudarme a alcanzar este objetivo y guiarme en el proceso.

Al departamento de Mantenimiento Biomédico del Hospital Municipal de Urgencias, por cederme el espacio y el equipo.



# Tabla de contenidos

<b>Resumen</b>	<b>III</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>v</b>
<b>1. Introducción, objetivos y antecedentes de propuestas similares</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	4
1.2.1. Objetivo general . . . . .	4
1.2.2. Objetivos específicos . . . . .	4
1.3. Antecedentes de propuestas similares . . . . .	5
1.3.1. Antecedentes nacionales . . . . .	5
1.3.2. Antecedentes en el exterior . . . . .	6
<b>2. Marco teórico</b>	<b>7</b>
2.1. Conceptos básicos de anatomía y fisiología del corazón . . . . .	7
2.1.1. Consideraciones anatómicas . . . . .	7
2.1.2. Propiedades eléctricas del músculo cardíaco . . . . .	8
Potencial de membrana en reposo . . . . .	9
Potencial de acción . . . . .	11
2.1.3. Sistema de excitación y conducción eléctrica del corazón . .	13
2.2. El electrocardiograma . . . . .	15
2.2.1. Derivaciones . . . . .	15
Derivaciones bipolares . . . . .	15

Derivaciones unipolares . . . . .	17
2.2.2. El electrocardiograma normal . . . . .	18
2.3. Arritmias y trastornos en la conducción . . . . .	20
2.3.1. Arritmias con ritmo sinusal . . . . .	21
Arritmia sinusal . . . . .	21
Bradicardia sinusal . . . . .	21
Taquicardia sinusal . . . . .	22
2.3.2. Arritmias supraventriculares . . . . .	22
Extrasístoles supraventriculares . . . . .	22
Taquicardia paroxística supraventricular . . . . .	23
Aleteo auricular . . . . .	24
Fibrilación auricular . . . . .	25
2.3.3. Arritmias ventriculares . . . . .	26
Extrasístoles ventriculares . . . . .	26
Taquicardia ventricular . . . . .	27
Fibrilación ventricular . . . . .	27
2.3.4. Bloqueos . . . . .	28
Bloqueo sinoauricular . . . . .	29
Bloqueo auriculoventricular . . . . .	29
Bloqueos de rama . . . . .	30
2.4. Monitoreo ambulatorio . . . . .	30
<b>3. Adquisición, digitalización y transmisión de la señal</b>	<b>33</b>
3.1. Características de la señal de ECG . . . . .	33
3.2. Adquisición . . . . .	37
3.2.1. Electrodo . . . . .	37
3.2.2. Cable para electrodos . . . . .	40
3.2.3. Placa “SparkFun Single Lead Heart Rate Monitor - AD8232”	40
Alimentación . . . . .	42

Amplificador de instrumentación y filtro pasa-alto . . . . .	42
Masa virtual . . . . .	46
Circuito de pierna derecha o <i>Right Leg Drive (RDL)</i> . . . . .	47
Circuito de establecimiento rápido . . . . .	48
Filtro pasa-bajo y ganancia adicional . . . . .	48
3.3. Digitalización . . . . .	51
3.4. Transmisión vía Bluetooth . . . . .	56
3.5. Consumo de corriente . . . . .	60
3.6. Medidas de seguridad eléctrica . . . . .	62
3.7. Costo de fabricación del prototipo . . . . .	62
<b>4. Clasificación de los latidos cardíacos</b>	<b>65</b>
4.1. Conceptos previos: aprendizaje automático y redes neuronales artificiales . . . . .	65
4.2. Base de datos “ <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i> ” . . . . .	70
4.3. Set de datos . . . . .	72
4.4. Extracción de características . . . . .	78
4.4.1. Características morfológicas . . . . .	78
4.4.2. Características temporales . . . . .	81
4.5. Red neuronal artificial . . . . .	82
4.6. Entrenamiento de la red y selección de hiperparámetros . . . . .	84
4.7. Resultados . . . . .	87
<b>5. Aplicación para Android</b>	<b>91</b>
5.1. Servicio . . . . .	91
5.1.1. Recepción de datos por Bluetooth . . . . .	92
5.1.2. Filtrado de la señal . . . . .	94
5.1.3. Detección de latidos . . . . .	94
5.1.4. Extracción de características y clasificación de latidos . . . . .	96
5.1.5. Determinación de frecuencia cardíaca . . . . .	97

5.1.6.	Cálculo de resumen por hora . . . . .	98
5.1.7.	Detección de actividad . . . . .	98
5.1.8.	Alertas . . . . .	99
5.2.	Interfaz de usuario (actividades) . . . . .	101
5.2.1.	Inicio . . . . .	101
5.2.2.	Actividad principal . . . . .	104
	Principal . . . . .	106
	Latidos . . . . .	107
	Frecuencia cardíaca . . . . .	109
	Resumen por hora . . . . .	110
	Historial de alertas . . . . .	111
	Diario de síntomas . . . . .	111
	Ajustes . . . . .	113
5.3.	Visualizador de archivos . . . . .	113
<b>6.</b>	<b>Resultados</b>	<b>115</b>
6.1.	Calibración de la señal y evaluación de filtros . . . . .	116
6.2.	Evaluación de determinación de frecuencia cardíaca y clasificación de latidos . . . . .	118
6.2.1.	Ritmo sinusal normal . . . . .	118
6.2.2.	Bradicardia sinusal . . . . .	120
6.2.3.	Taquicardia sinusal . . . . .	123
6.2.4.	Extrasístoles supraventriculares . . . . .	125
6.2.5.	Extrasístoles ventriculares . . . . .	128
<b>7.</b>	<b>Conclusión y propuestas a futuro</b>	<b>131</b>
7.1.	Conclusión . . . . .	131
7.2.	Propuestas a futuro . . . . .	131
	<b>Bibliografía</b>	<b>135</b>

## Lista de figuras

1.	Diagrama en bloques . . . . .	3
2.	Anatomía y flujo de sangre a través del corazón . . . . .	8
3.	Comparación entre el potencial de acción en un miocito ventricular y una célula marcapasos. . . . .	11
4.	Relación entre el potencial de acción y la respuesta contráctil de una fibra muscular ventricular . . . . .	13
5.	Sistema excitoconductor del corazón . . . . .	14
6.	Derivaciones estándar de las extremidades . . . . .	16
7.	Características del ECG normal . . . . .	18
8.	Arritmia sinusal . . . . .	21
9.	Bradicardia sinusal . . . . .	22
10.	Taquicardia sinusal . . . . .	22
11.	Extrasístole supraventricular . . . . .	23
12.	Taquicardia paroxística supraventricular . . . . .	24
13.	Aleteo auricular . . . . .	25
14.	Fibrilación auricular . . . . .	25
15.	Extrasístole ventricular . . . . .	26
16.	Taquicardia ventricular . . . . .	27
17.	Fibrilación ventricular . . . . .	28
18.	Bloqueos . . . . .	29
19.	Esquemático del circuito completo . . . . .	34

20.	Prototipo final del sensor . . . . .	35
21.	Ruido de EMG . . . . .	35
22.	Desplazamiento de línea de base . . . . .	36
23.	Ruido de línea . . . . .	36
24.	Espectro de potencia relativa de componentes de ECG y fuentes de ruido . . . . .	37
25.	Electrodo descartable . . . . .	39
26.	Cables para electrodos . . . . .	40
27.	Placa SparkFun Single Lead Heart-Rate Monitor - AD8232 . . . . .	41
28.	Diagrama funcional en bloques de AD8232 . . . . .	42
29.	LM317 . . . . .	43
30.	Etapas de amplificador de instrumentación en placa SparkFun AD8232	45
31.	Buffer de referencia . . . . .	46
32.	Circuito de pierna derecha . . . . .	47
33.	Circuito de establecimiento rápido . . . . .	48
34.	Filtro pasa-bajo y ganancia adicional . . . . .	49
35.	Diagrama de Bode de ambos filtros . . . . .	50
36.	Convertor A/D del PIC16F887 . . . . .	52
37.	Resultado de la conversión A/D . . . . .	56
38.	Diagrama en bloques de EUSART (transmisión) . . . . .	57
39.	Módulo HC-05 . . . . .	58
40.	Protocolo de comunicación . . . . .	60
41.	Modelo matemático de una neurona . . . . .	66
42.	Ejemplos de funciones de activación . . . . .	68
43.	Colocación de electrodos en DII modificada . . . . .	71
44.	Respuesta en frecuencia de filtro de media deslizante con ventana de 5 muestras . . . . .	74
45.	Resultado de aplicación de filtros digitales . . . . .	74
46.	Distribución de ejemplos para las distintas clases . . . . .	75

47.	<i>Early stopping</i> . . . . .	77
48.	Esquema de la red neuronal artificial . . . . .	83
49.	Función tangente hiperbólica . . . . .	83
50.	Herramienta de entrenamiento de redes neuronales de MATLAB . . . . .	85
51.	Gráfico de error vs. neuronas en la capa oculta para $\eta = 0.5$ . . . . .	86
52.	Progreso del error durante el entrenamiento para red con $\eta = 0.5$ y 44 neuronas ocultas . . . . .	87
53.	Matriz de confusión . . . . .	88
54.	Curva ROC . . . . .	90
55.	Notificación de servicio <i>foreground</i> . . . . .	92
56.	Resultados de algoritmo de detección de QRS . . . . .	96
57.	Solicitud de permisos . . . . .	102
58.	Primera actividad de inicio . . . . .	103
59.	Segunda actividad de inicio . . . . .	103
60.	Solicitud de habilitación de Bluetooth . . . . .	104
61.	Solicitud de vinculación con el dispositivo Bluetooth . . . . .	105
62.	<i>Navigation drawer</i> . . . . .	105
63.	Pantalla principal . . . . .	106
64.	Pantalla de latidos (total) . . . . .	107
65.	Pantalla de latidos (ventriculares) . . . . .	108
66.	Pantalla de latidos (supraventriculares) . . . . .	108
67.	Pantalla de frecuencia cardíaca (estadísticas) . . . . .	109
68.	Pantalla de frecuencia cardíaca (gráfico) . . . . .	110
69.	Pantalla de resumen por hora . . . . .	111
70.	Pantalla de historial de alertas . . . . .	112
71.	Pantalla de diario de síntomas . . . . .	112
72.	Pantalla de ajustes . . . . .	113
73.	Visualizador de archivos . . . . .	114

74.	Fluke Impulse 6000D . . . . .	115
75.	Señal 1 mV - 0.05 Hz . . . . .	116
76.	Señal 1 mV - 0.5 Hz . . . . .	117
77.	Señal 1 mV - 5 Hz . . . . .	117
78.	Señal 1 mV - 40 Hz . . . . .	118
79.	Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla principal . . . . .	119
80.	Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca . . . . .	119
81.	Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla de latidos . . . . .	120
82.	Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla principal . . . . .	121
83.	Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca . . . . .	121
84.	Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla de latidos . . . . .	122
85.	Bradicardia sinusal 50 lpm - Notificación de alerta . . . . .	122
86.	Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla principal . . . . .	123
87.	Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca . . . . .	124
88.	Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla de latidos . . . . .	124
89.	Extrasístoles atriales - Pantalla principal . . . . .	125
90.	Extrasístoles atriales - Pantalla de latidos . . . . .	126
91.	Extrasístoles atriales - Visualizador de archivos . . . . .	126
92.	Extrasístoles nodales - Pantalla principal . . . . .	127
93.	Extrasístoles nodales - Pantalla de latidos . . . . .	127
94.	Extrasístoles nodales - Visualizador de archivos . . . . .	128
95.	Extrasístoles ventriculares - Pantalla principal . . . . .	129
96.	Extrasístoles ventriculares - Pantalla de latidos . . . . .	129
97.	Extrasístoles ventriculares - Visualizador de archivos . . . . .	130

## Lista de tablas

1.	Concentraciones intra y extracelulares de iones y sus potenciales de equilibrio . . . . .	9
2.	Derivaciones de ECG . . . . .	17
3.	Intervalos electrocardiográficos . . . . .	20
4.	Frecuencias de componentes de ECG y fuentes de ruido . . . . .	37
5.	Valores de TAD para distintas frecuencias de reloj . . . . .	54
6.	Consumo de corriente de los componentes del prototipo . . . . .	61
7.	Costo de fabricación del prototipo . . . . .	62
8.	Anotaciones de latidos de la “MIT-BIH Arrhythmia Database” . . . . .	72



# Capítulo 1

## Introducción, objetivos y antecedentes de propuestas similares

### 1.1. Introducción

El electrocardiograma (ECG) es un método de diagnóstico frecuentemente utilizado para la detección de anomalías en el ritmo cardíaco. Estos trastornos en el sistema de conducción cardíaco suelen ser de ocurrencia esporádica y duración limitada, lo que hace que un electrocardiograma de rutina realizado en el consultorio médico en muchas ocasiones no sea suficiente para detectarlos, relacionarlos adecuadamente con los síntomas del paciente o evaluar el resultado de un tratamiento. En estos casos, se solicitan registros ambulatorios, que le permiten al médico observar el comportamiento de la señal de ECG a largo plazo.

El dispositivo más usado para este fin es el monitor Holter, que permite registrar el ECG durante 24 a 48 horas. Durante ese período, el paciente debe ir anotando los síntomas, la hora a la que los experimentó y la actividad que estaba realizando en ese momento. Una vez finalizado el estudio, el paciente devuelve el monitor y los datos registrados son analizados. Esta técnica de monitorización conlleva ciertas limitaciones y desventajas:

- El período de tiempo que se registra puede resultar insuficiente para diagnosticar eventos que ocurren con una frecuencia menor a la diaria
- El análisis de la señal se realiza en forma retrospectiva, es decir, una vez concluido el estudio

- Resulta incómoda para el paciente, que debe llevar consigo durante todo un día una gran cantidad de cables y un monitor de tamaño considerable
- El paciente debe anotar sus síntomas y la actividad que estaba realizando al momento de experimentarlos en formato papel, y luego es el médico quien debe correlacionar este documento con la señal grabada por el Holter

Como alternativa al Holter, se propone un sistema de monitoreo ambulatorio de ECG que consiste en un sensor portátil de reducido tamaño que envía la señal obtenida vía Bluetooth a una aplicación en el *smartphone* del paciente, la cual se encarga de analizarla y brindar en tiempo real la información que usualmente se detalla en el informe de un Holter relativa a las clases de latidos y a la frecuencia cardíaca. En la figura 1, se puede observar el diagrama en bloques del sistema propuesto. A continuación se describe brevemente cada uno de los bloques, en los que se ahondará en mayor detalle en los próximos capítulos.

Para adquirir la señal de ECG, se utilizaron electrodos descartables y un *front-end* analógico. Como la señal captada por los electrodos es del orden de los milivoltios, se requiere amplificarla al orden de los voltios, como así también filtrarla para eliminar el ruido. Una vez amplificada y filtrada la señal, es necesario tomar muestras de la misma a una determinada frecuencia para obtener una señal digital que pueda ser transmitida vía Bluetooth al teléfono, para lo cual se utilizó un microcontrolador PIC. El microcontrolador se encarga de transmitir los datos ni bien son digitalizados a un módulo Bluetooth que los envía al teléfono móvil. En el capítulo 3, se describen detalladamente la adquisición, digitalización y transmisión de la señal.

La aplicación para el *smartphone* se desarrolló para la plataforma Android. Esta *app* recibe por Bluetooth la señal y permite visualizarla en tiempo real. Además, como ya se mencionó, la analiza en todo momento para brindar información relativa a la frecuencia cardíaca y a los diferentes tipos de latidos. La clasificación de los latidos de acuerdo a su morfología y características temporales se realiza utilizando una red neuronal artificial, que es un modelo matemático de aprendizaje automático. En el capítulo 4 se explica este aspecto de la propuesta, mientras que en el capítulo 5 se precisan los detalles relativos al desarrollo de la aplicación para Android.

En caso de ocurrir alguna situación anormal que amerite una consulta médica pronta, la aplicación se encarga de alertar al paciente para que este concerte un turno con su médico cuanto antes y además envía al correo electrónico del médico la información obtenida en la última hora. Si, por el otro lado, se detecta una situación de urgencia, además de llevar a cabo los pasos antes mencionados también se ocupa de alertar vía mensaje de texto a un contacto de emergencia

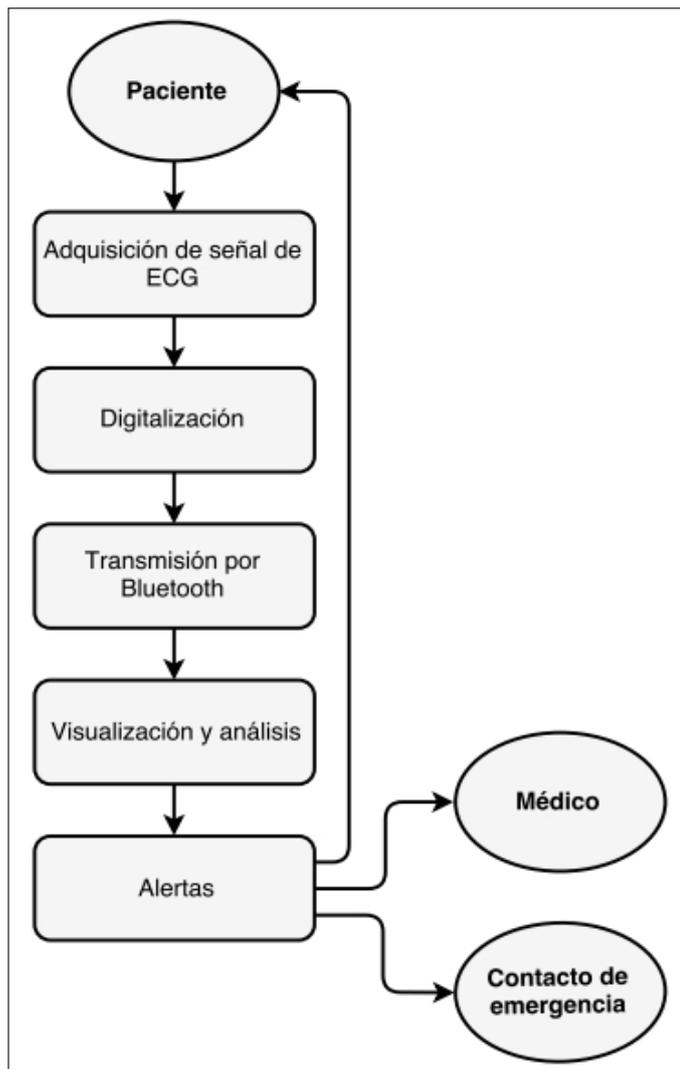


FIGURA 1: Diagrama en bloques

(que puede ser, por ejemplo, un familiar del paciente definido previamente por el mismo). Además, la *app* aprovecha el acelerómetro que ya traen incorporado los teléfonos móviles para adjuntar a la señal de ECG registrada información referente al estado de actividad del paciente a cada instante (reposo o movimiento), y permite también al paciente realizar anotaciones en caso de notar algún síntoma. Al recibir el archivo que contiene toda esta información en su correo electrónico, el médico puede abrirlo con un programa especial en su computadora que le permite visualizar: la señal, la clasificación de cada uno de los latidos, el estado de movimiento del paciente en cada momento y los síntomas registrados, adosados a la señal en el momento en que fueron anotados.

Las ventajas del sistema descrito resultan ser precisamente la contraparte de las limitaciones del Holter previamente mencionadas:

- Permite registrar y almacenar la señal durante un período de tiempo más extendido, posibilitando la detección de eventos de rara ocurrencia
- El análisis de la señal se realiza en tiempo real y el paciente puede conocer en forma inmediata si se detecta una situación que requiere de atención médica
- El sensor resulta cómodo porque se coloca en el pecho y sólo tiene tres cables cortos debido a que la comunicación con el teléfono móvil se realiza en forma inalámbrica. Al utilizar el teléfono como monitor se elimina la necesidad de tener que trasladar el grabador Holter: el paciente lleva su propio monitor en el bolsillo
- El médico puede ver en un único registro digital la correlación entre los síntomas experimentados por el paciente, el grado de actividad del mismo en ese momento y la señal de ECG registrada. El paciente puede anotar en la misma aplicación los síntomas, y el estado de reposo o de movimiento se detecta en forma automática

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

El objetivo del presente Proyecto Integrador es diseñar y desarrollar un prototipo del sistema de registro ambulatorio y análisis en tiempo real de la señal de ECG propuesto en la sección anterior.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

Para alcanzar el objetivo general se plantean como objetivos específicos los siguientes:

- Indagar acerca de la existencia de propuestas similares, trátase de productos comerciales o de prototipos llevados a cabo en el ámbito de la investigación. Evaluar el grado de innovación que presentaría el sistema frente a otros productos disponibles en el mercado nacional
- Definir los requerimientos de diseño consultando con expertos en el área
- Desarrollar un sensor de ECG que permita obtener una derivación con calidad aceptable y transmitir esta señal vía Bluetooth a una aplicación en el teléfono móvil del paciente

- Construir un modelo de aprendizaje automático que permita clasificar cada latido en cuatro posibles clases: normal, extrasístole ventricular, extrasístole supraventricular, o latido generado por un marcapasos
- Desarrollar una aplicación para la plataforma Android, que reciba la señal de ECG transmitida por el sensor, la muestre para su visualización y la analice para información relativa a la misma que se actualice en forma permanente. A su vez, debe incluir un sistema de alertas al detectar alguna anormalidad, avisando al paciente y, dependiendo de la gravedad de la situación, a un contacto de emergencia
- Evaluar los resultados alcanzados una vez finalizado el prototipo, y formular posibles mejoras a futuro

### 1.3. Antecedentes de propuestas similares

Cumpliendo con el primer objetivo específico planteado, se investigó acerca de la existencia de prototipos o productos en el mercado que ofrecieran una solución similar a la que se plantea en el presente proyecto. En el exterior existen algunos productos comerciales parecidos, mientras que sólo se encontró una propuesta semejante desarrollada en nuestro país.

#### 1.3.1. Antecedentes nacionales

La única propuesta similar de origen nacional que se pudo encontrar es un desarrollo llevado a cabo por investigadores y estudiantes de la Universidad Nacional del Sur y de la Universidad Tecnológica Nacional de Bahía Blanca. Se llama ElectroSmart ECG, y consiste de un sensor de ECG de 12 derivaciones que transmite la señal obtenida por Bluetooth al *smartphone*. Una *app* en el mismo permite visualizar los registros, y subirlos a la nube para realizar un prediagnóstico. Las principales diferencias que presenta este sistema respecto al que se propone son, por un lado, que se registran 12 derivaciones mientras que en este proyecto sólo se registra una. Por el otro lado, el sistema aquí planteado tiene la ventaja de que incorpora el análisis automático de la señal y la detección de arritmias dentro de la aplicación del *smartphone*. Si bien los creadores de ElectroSmart manifestaron su intención de fabricarlo como un producto comercial, no está claro a partir de su sitio Web si efectivamente se alcanzó esta etapa.

### 1.3.2. Antecedentes en el exterior

En Estados Unidos, se comercializa actualmente un producto con algunas características parecidas a las de esta propuesta, denominado Kardia y desarrollado por la compañía AliveCor. Consiste de un sensor con dos electrodos que puede adherirse al *smartphone* mediante una banda adhesiva, o bien debe mantenerse a una distancia menor a 30 cm del mismo. El paciente debe colocar dos dedos o más de cada mano en cada uno de los electrodos y mantenerlos por 30 segundos o más para tomar un registro de su ECG. El registro se envía por Bluetooth a una aplicación en el teléfono móvil, que es capaz de detectar casos de fibrilación auricular, o bien enviar la señal a un profesional que se encarga de hacer un diagnóstico (con un costo). La detección automática de fibrilación auricular es una de las ventajas de este producto, además de su portabilidad y de estar aprobado por la FDA. Sin embargo, a diferencia del presente proyecto, este sensor no permite monitorear el ECG de manera continua, sino que es útil únicamente para tomar registros esporádicamente, por ejemplo una vez al día.

Otra alternativa es el Smartheart, un sensor de 12 derivaciones en forma de cinturón desarrollado por la empresa SHL Medicine de origen alemán, que también permite registrar el ECG, transmitirlo por Bluetooth, visualizarlo en el teléfono y enviarlo a un médico.

También de origen alemán, se encontró un producto denominado CardioSecur, que permite registrar hasta 22 derivaciones de ECG con tan sólo 4 electrodos. La señal se envía al *smartphone* pero no de manera inalámbrica sino a través de un cable de datos. La primera vez que se conecta el sensor, se toma un registro de referencia, y en lo sucesivo la señal detectada se compara con esta referencia para determinar si es normal o no. A partir de esto se emiten alertas al usuario recomendándole programar una consulta médica o requerir atención médica inmediata, de manera muy similar a la que se plantea en este trabajo.

En base a la información recabada, se constató que existen productos semejantes al que se desarrolla en este proyecto, que registran la señal de ECG y la envían a una *app* en el *smartphone*. Sin embargo, algunos de ellos no incorporan el análisis de la señal dentro de la aplicación, e incluso aquellas que sí lo hacen efectúan un análisis diferente al que aquí se propone. Ninguna de las propuestas encontradas clasifica de manera automática los distintos latidos. Por este motivo, el sistema propuesto resultaría innovador, especialmente en nuestro país en el que prácticamente no existen productos de características parecidas.

# Capítulo 2

## Marco teórico

### 2.1. Conceptos básicos de anatomía y fisiología del corazón

#### 2.1.1. Consideraciones anatómicas

El corazón es un órgano muscular hueco que funciona como bomba aspirante e impelente, propulsando la sangre a través de los vasos sanguíneos. Cuando se relaja (diástole) atrae hacia sí la sangre que circula en las venas, mientras que cuando se contrae (sístole) expulsa la sangre hacia las arterias. Está formado por un músculo con propiedades particulares, el miocardio, tapizado interiormente por el endocardio y exteriormente por el epicardio, y lo rodea una membrana serosa denominada pericardio. Se compone de dos partes, el corazón derecho y el corazón izquierdo, cada uno subdividido en dos cavidades: una aurícula y un ventrículo. Los dos corazones están separados por un tabique, que se denomina interauricular por arriba e interventricular por abajo.

La forma del corazón es la de un cono o pirámide, con la base mirando hacia arriba, a la derecha y atrás, y el vértice o punta hacia abajo, a la izquierda y adelante. Las aurículas se sitúan sobre la base del corazón, mientras que la punta se corresponde con el ventrículo izquierdo.

La sangre venosa deficiente en oxígeno, proveniente de los diferentes órganos, llega a la aurícula derecha por las venas cavas superior e inferior, pasa al ventrículo derecho y desde allí es propulsada por la arteria pulmonar hacia los pulmones. En los pulmones, la sangre es oxigenada. Luego regresa por las cuatro venas pulmonares a la aurícula izquierda, desde donde pasa al ventrículo izquierdo y finalmente es expulsada del mismo por la aorta hacia el resto del organismo.

Existen cuatro válvulas que controlan el flujo de sangre por el corazón: dos auriculoventriculares (la izquierda llamada mitral y la derecha tricúspide), y dos arteriales situadas en los orificios de salida de los ventrículos (la válvula aórtica y la válvula pulmonar), también llamadas válvulas semilunares. La función de estas válvulas es la de garantizar que el flujo sanguíneo a través del corazón sea unidireccional, es decir, que se dirija desde las aurículas hacia los ventrículos pero nunca en sentido inverso. Las válvulas auriculoventriculares, al cerrarse en el comienzo de la sístole, impiden que la sangre regrese de los ventrículos hacia las aurículas, mientras que las semilunares se cierran al final de la sístole evitando que la sangre retorne desde la aorta y las arterias pulmonares hacia los ventrículos. (ver Fig. 2)

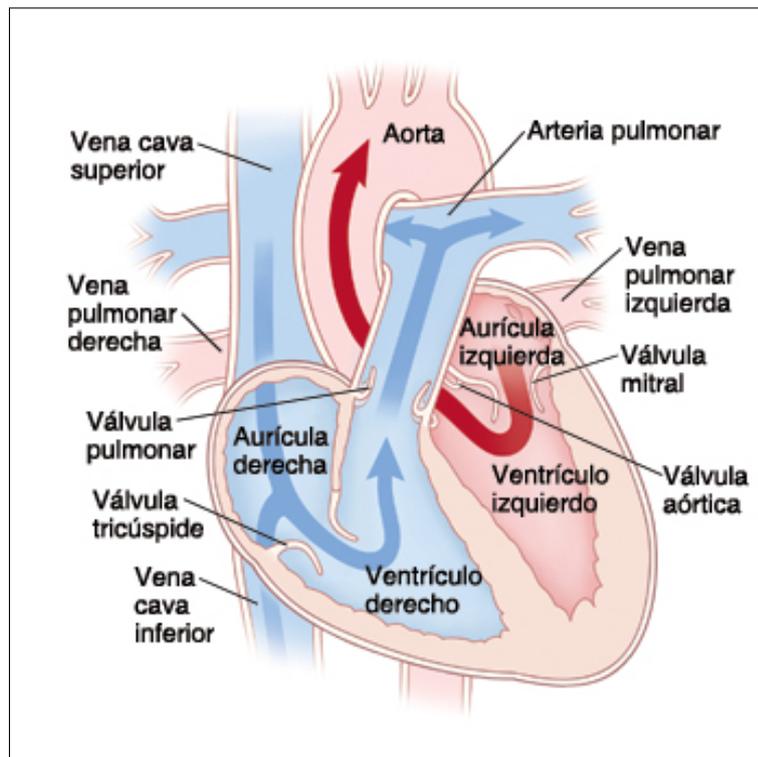


FIGURA 2: Anatomía y flujo de sangre a través del corazón<sup>1</sup>

### 2.1.2. Propiedades eléctricas del músculo cardíaco

Las propiedades contráctiles del corazón están determinadas por sus propiedades eléctricas. Los cardiomiocitos presentan un potencial eléctrico a través de su

<sup>1</sup>Fuente: <https://www.fairview.org/espanol/BibliotecadeSalud/articulo/89117>. Última visita a la página: 19/08/2016.

membrana, y la contracción de los mismos se debe a una serie de cambios en esta diferencia de potencial, en lo que se denomina potencial de acción.

### Potencial de membrana en reposo

Los cardiomiocitos, al igual que todas las células del cuerpo humano, presentan un potencial eléctrico a través de su membrana celular. Éste se define como la diferencia de potencial en milivoltios que existe entre el exterior de la célula, que por convención se considera como 0 mV, y el interior de la misma. El potencial de membrana en reposo es aquel que está presente cuando no existe un flujo de cargas netas a través de la membrana. Está determinado por la distribución asimétrica de iones cargados positiva y negativamente y la permeabilidad relativa de la membrana a esos iones, y en los cardiomiocitos tiene un valor de -90 mV. Los iones  $\text{Na}^+$ ,  $\text{K}^+$  y  $\text{Ca}^{++}$  son los más influyentes en la determinación de este potencial. Las concentraciones intra y extracelulares de estas especies iónicas y su potencial de equilibrio pueden ser visualizados en la tabla 1.

TABLA 1: Concentraciones intra y extracelulares de iones y sus potenciales de equilibrio

Ion	Concentración intracelular (mM)	Concentración extracelular (mM)	Potencial de equilibrio (mV)
$\text{K}^+$	135	4	-94
$\text{Na}^+$	10	145	+71
$\text{Ca}^{++}$	0.0001	2	+132

La concentración de  $\text{K}^+$  es mucho mayor en el interior de la célula que en su exterior, por lo cual este ion tiene una tendencia a difundirse hacia el exterior de la célula a favor de su gradiente de concentración. Por el contrario, los iones intracelulares cargados negativamente, como las proteínas, no pueden difundir hacia el exterior porque la membrana celular es impermeable a ellos. Esto genera que el interior de la célula se vuelva electronegativa respecto al exterior. Existen entonces dos fuerzas que regulan el flujo de  $\text{K}^+$  a través de la membrana celular: por un lado, una fuerza química por la cual el ion difunde hacia afuera a favor de su gradiente de concentración, y por el otro, una fuerza electrostática que se opone a esa fuerza química y atrae al ion hacia el interior de la célula que tiene carga negativa. Si estas dos fuerzas se equipararan, se alcanzaría un equilibrio en el que no existiría un flujo neto de iones  $\text{K}^+$  a través de la membrana. El potencial eléctrico necesario para equilibrar el gradiente químico se denomina potencial

de equilibrio o de Nernst, y se determina, para cualquier especie iónica  $x$ , de la siguiente manera con la denominada ecuación de Nernst:

$$E_x = 61.5 \log \left( \frac{C_o}{C_i} \right) \quad (1)$$

Siendo  $C_o$  la concentración del ion fuera de la célula y  $C_i$  la concentración en el interior de la misma. En el caso del  $K^+$ , este potencial es de -94 mV.

Como el potencial de membrana en reposo de los cardiomiocitos (-90 mV) es levemente menos negativo que este potencial de equilibrio del  $K^+$ , la fuerza química es mayor que la fuerza electrostática y los iones  $K^+$  salen hacia el exterior a favor del gradiente de concentración.

En el caso del  $Na^+$  y del  $Ca^{++}$ , la concentración extracelular es mayor a la intracelular, y por lo tanto existe un gradiente químico a favor de que estos iones difundan hacia el interior de la célula. El potencial de Nernst de estos iones, necesario para equilibrar este gradiente, es de +71 mV para el  $Na^+$  y de +132 mV para el  $Ca^{++}$ , pero como el potencial de membrana del cardiomiocito es precisamente opuesto, tanto el gradiente químico como el eléctrico favorecen la entrada de estas especies iónicas hacia la célula. Sin embargo, como la permeabilidad de la membrana al  $Na^+$  y al  $Ca^{++}$  es baja, en reposo sólo una pequeña cantidad de estos iones ingresa en la célula.

El flujo de iones eventualmente despolarizaría la célula si no existiese algún mecanismo destinado a mantener los gradientes de concentración y así preservar el potencial de la membrana. Uno de estos mecanismos es la bomba  $Na^+K^+$ -ATPasa, que está localizada en la membrana celular. Esta bomba intercambia la salida de 3  $Na^+$  por la salida de 2  $K^+$ .

Debido a que la membrana celular es mucho más permeable a los iones  $K^+$  que al  $Na^+$  y al  $Ca^+$ , el potencial de membrana en reposo de la célula se acerca mucho al potencial de equilibrio del  $K^+$ . La permeabilidad puede expresarse en términos de la conductancia eléctrica (el opuesto a la resistencia eléctrica) que presenta la membrana para cada uno de estos iones:  $g_{K^+}$ ,  $g_{Na^+}$  y  $g_{Ca^{++}}$ . La relación entre el potencial de membrana en reposo con los potenciales de equilibrio de los iones a los que ésta es permeable y la conductancia relativa para cada uno de ellos, está dada por la siguiente ecuación, conocida como ecuación de Goldman:

$$E_m = g_{K^+}(E_{K^+}) + g_{Na^+}(E_{Na^+}) + g_{Ca^{++}}(E_{Ca^{++}}) \quad (2)$$

Durante el potencial de acción, la permeabilidad de la membrana a las distintas

especies iónicas se ve modificada debido a la apertura de distintos canales iónicos, como se explicará en la sección siguiente.

### Potencial de acción

El potencial de acción ocurre cuando una célula se despolariza en forma súbita y luego se repolariza volviendo a su estado de reposo. En el corazón, este fenómeno puede iniciarse por corrientes eléctricas provenientes de células adyacentes en los denominados potenciales de respuesta rápida, o bien puede ser generada de manera espontánea en determinadas células, llamadas células marcapasos, en el caso de los potenciales de respuesta lenta (ver Fig. 3).

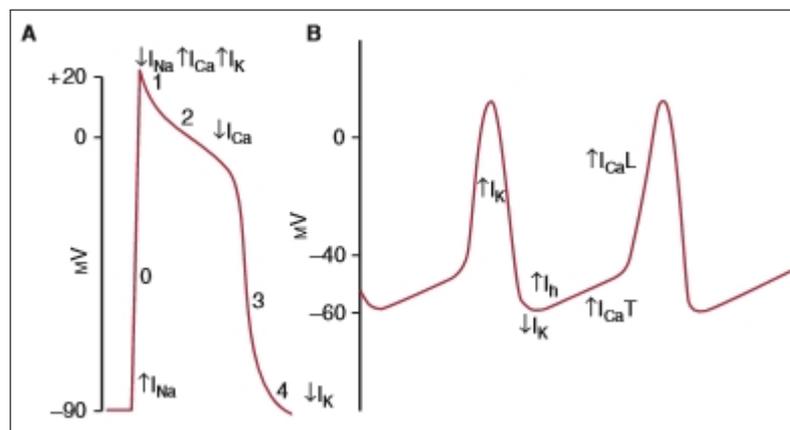


FIGURA 3: Comparación entre el potencial de acción en un miocito ventricular (A) y una célula marcapasos (B)<sup>2</sup>

Para el primer caso, los mecanismos iónicos que determinan las distintas etapas del potencial de acción pueden observarse en la figura 3A. Si bien en esta figura se toma como ejemplo un cardiomiocito ventricular, un potencial de acción similar se produce en las células auriculares y en las fibras de conducción especializada (fibras de Purkinje). Pueden considerarse cinco fases del potencial de acción:

- **Fase 0:** Un estímulo despolarizante produce la apertura rápida de canales de sodio activados por voltaje. La célula se vuelve muy permeable a los iones  $\text{Na}^+$  que entran a la célula, y como estos iones son positivos, el interior de la célula rápidamente se vuelve menos negativo (se despolariza). El potencial de membrana llega a hiperpolarizarse, acercándose al potencial de equilibrio del  $\text{Na}^+$  pero no llega a igualarlo: debido a que el incremento

<sup>2</sup>Fuente: Kim E. Barret y col. *Ganong Fisiología Médica*. 24.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2012.

en la permeabilidad de la membrana al sodio es de corta duración, alcanza aproximadamente unos +20 mV antes de que comience la repolarización.

- **Fase 1:** La etapa de despolarización termina debido a la desactivación de los canales de sodio. La fase inicial de la repolarización se debe sobre todo a la salida de  $K^+$  a favor tanto del gradiente químico como del eléctrico, provocada por la apertura de canales para este ion.
- **Fase 2:** Consiste en una meseta en la que se mantiene el potencial de membrana. Debido a un lento aumento en la permeabilidad a iones  $Ca^{++}$  el calcio entra del exterior de la célula hacia el interior, mientras que con el potasio ocurre lo opuesto. Mientras los canales para el calcio permanecen abiertos, la salida del calcio impide que la entrada del potasio provoque la repolarización. A medida que los canales de calcio se van desactivando y se van abriendo canales para el potasio, el potencial de membrana va cayendo hacia su estado de reposo.
- **Fase 3:** La meseta llega a su fin dado a la total desactivación de los canales para el calcio. Los canales para el potasio están completamente abiertos y sólo queda el flujo de iones  $K^+$  hacia afuera de la célula, haciendo que el potencial de membrana vuelva rápidamente a acercarse al potencial de reposo.
- **Fase 4:** Las bombas ATPasas se encargan de restaurar las concentraciones iónicas de calcio, sodio y potasio a sus valores en reposo. El potencial de membrana alcanzó su estado de reposo, de -90 mV.

En la figura 4, se puede observar la relación entre el potencial de acción descrito y la contracción del cardiomiocito ventricular. La contracción empieza justo después de la despolarización y dura 1.5 veces más que el potencial de acción. Durante las fases 0 a 2 y casi la mitad de la fase 3, el cardiomiocito se encuentra en período refractario absoluto, es decir, no puede ser estimulado para generar un nuevo potencial de acción. Hacia el final del potencial de acción, se encuentra en período refractario relativo y sólo puede ser excitado por un estímulo de mayor intensidad de la normal. El largo período refractario que presentan los cardiomiocitos garantiza que el músculo no pueda tetanizarse, esto es, contraerse nuevamente antes de haberse relajado completamente.

Hasta ahora se detalló el potencial de acción de respuesta rápida, correspondiente a aquellas células cardíacas que requieren de un estímulo eléctrico externo

---

<sup>3</sup>Fuente: Kim E. Barret y col. *Ganong Fisiología Médica*. 24.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2012.

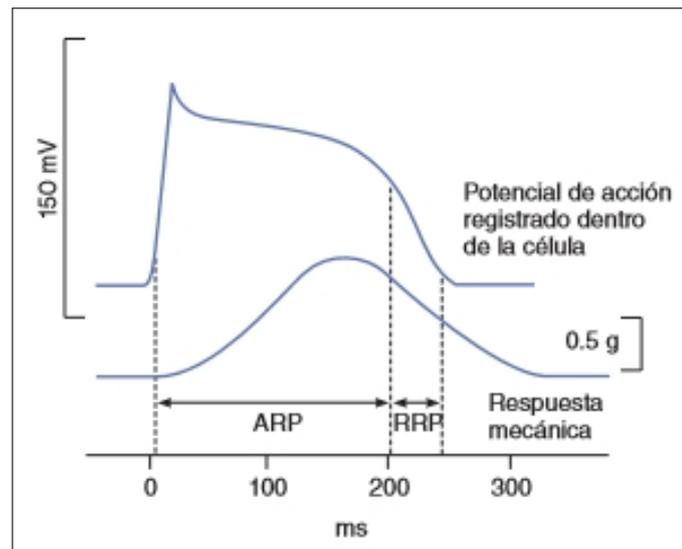


FIGURA 4: Relación entre el potencial de acción y la respuesta contráctil de una fibra muscular ventricular<sup>3</sup>

para despolarizarse. A diferencia de este caso, algunas células pertenecientes al sistema de excitación y conducción especializado del corazón, que se describirá en el próximo apartado, tienen la capacidad de despolarizarse en forma espontánea. Estas células se denominan marcapasos y presentan potenciales llamados de respuesta lenta (*ver Fig. 3B*). En este caso, la despolarización se inicia en primer lugar por un prepotencial que ocurre después de cada repolarización, durante el cual el potencial de membrana disminuye hasta un nivel basal de descarga que desencadena un nuevo potencial de acción. Este prepotencial se debe, en un principio, a la apertura de un canal para el sodio y el potasio, que como se activa después de la hiperpolarización se conoce como canal "h". Luego se produce la apertura de canales para el calcio, de los cuales hay dos tipos: los transitorios (T) y los de larga duración (L). La apertura de los canales transitorios completa el prepotencial, mientras que la de los de larga duración produce el potencial de acción. Como en las células marcapasos el potencial de acción se produce sobre todo por el flujo iónico a través de estos canales, no hay una espiga rápida despolarizante como en el caso de los potenciales de respuesta rápida que se dan fundamentalmente por la entrada de iones de sodio.

### 2.1.3. Sistema de excitación y conducción eléctrica del corazón

El latido cardíaco se origina en un sistema de excitación y conducción especializado y se transmite a través de este sistema al miocardio en su totalidad.

Las estructuras que conforman el sistema de conducción cardíaca especializado

son: el nodo sinoauricular (nodo SA) y el conjunto auriculoventricular, compuesto por el nodo auriculoventricular (nodo AV), el haz de His y sus ramas, y el sistema de Purkinje (ver Fig. 5).

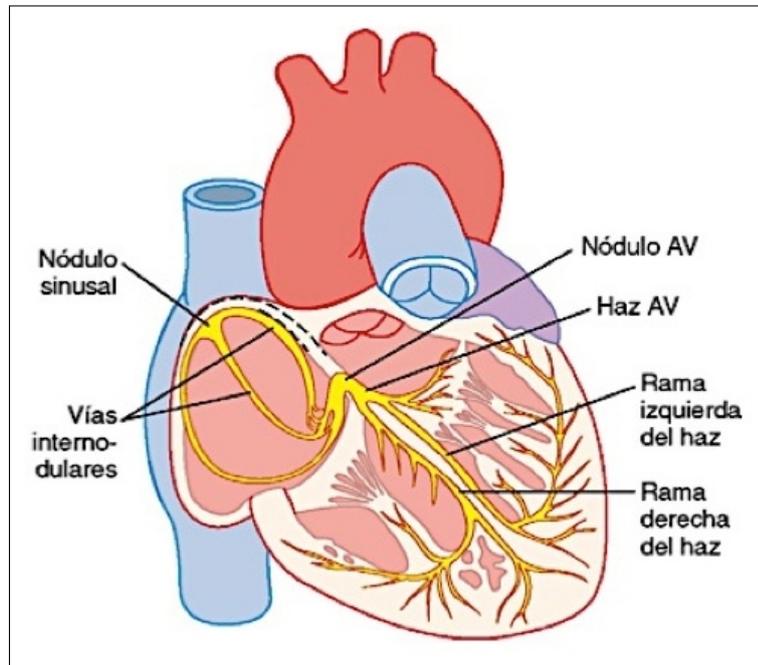


FIGURA 5: Sistema excitoconductor del corazón<sup>4</sup>

El latido cardíaco normalmente se origina en el nodo SA. Un nodo es un pequeño conjunto de células especializadas (las antes mencionadas células marcapasos) que son capaces de despolarizarse en forma automática. Este nodo en particular se localiza en la aurícula derecha, cerca del orificio de la vena cava superior. La señal eléctrica generada en el nodo SA es propagada hacia las aurículas, primero hacia la derecha y luego hacia la izquierda, haciendo que éstas se contraigan y que la sangre fluya desde las mismas hacia los ventrículos por las válvulas auriculoventriculares.

Luego, el impulso eléctrico converge al nodo AV, que se ubica en el tabique auriculoventricular, y se continúa con el haz de His. Este último se divide en una rama derecha, que distribuye el estímulo hacia el ventrículo derecho, y una rama izquierda con dos fascículos (anterior y posterior) que hace lo propio con el ventrículo izquierdo. Las ramas terminan en las fibras de Purkinje, fibras de conducción rápida situadas en el endocardio ventricular. Al llegar a los extremos de estas fibras, el impulso eléctrico viaja ya con mayor lentitud desde el endocardio

<sup>4</sup>Fuente: <https://hazdehis.wordpress.com/2015/11/05/sistema-de-conduccion-electrica-del-corazon>. Última visita a la página: 19/08/2016.

hacia el epicardio, a través de ambos ventrículos. La estimulación eléctrica de los ventrículos produce la contracción de los mismos y consecuentemente la expulsión de la sangre por las válvulas semilunares hacia las arterias aorta y pulmonares.

## 2.2. El electrocardiograma

El electrocardiograma (ECG) es una representación gráfica de la actividad eléctrica del corazón, es decir, de la suma algebraica de los potenciales de acción de todas las fibras miocárdicas. Como los líquidos corporales son buenos conductores eléctricos, esta actividad puede registrarse desde el exterior de las células, con electrodos superficiales.

### 2.2.1. Derivaciones

Las derivaciones son las diferencias de potencial que se registran entre dos electrodos. Distintas derivaciones se obtienen variando las ubicaciones en las que se colocan los electrodos, y cada derivación ofrece un punto de vista de la actividad eléctrica del corazón, esto es, detecta esta actividad desde un ángulo diferente.

Las derivaciones pueden clasificarse en bipolares o unipolares. Las bipolares son aquellas en las que se miden las diferencias de potencial entre dos electrodos activos, mientras que en las unipolares la medición se efectúa entre un electrodo activo y un electrodo indiferente, conectado a un punto de referencia de potencial cero generado por la combinación de los demás electrodos. En un electrocardiograma estándar se registran 12 derivaciones: tres bipolares (DI, DII y DIII), y nueve unipolares (aVR, avL, avF, V<sub>1</sub>, V<sub>2</sub>, V<sub>3</sub>, V<sub>4</sub>, V<sub>5</sub> y V<sub>6</sub>). Las seis primeras también suelen llamarse derivaciones de extremidades, porque los electrodos se colocan en brazos y piernas, mientras que las últimas seis se denominan precordiales o torácicas y los electrodos se colocan en el pecho. Las derivaciones de extremidades “observan” al corazón de lado, es decir, en un plano frontal o coronal, mientras que las precordiales lo hacen de frente, en un plano horizontal o transversal.

#### Derivaciones bipolares

Para generar las derivaciones estándar de las extremidades, se requieren tres electrodos: uno en el brazo derecho (RA, por *Right Arm*), uno en el brazo izquierdo (LA, por *Left Arm*) y uno en la pierna izquierda (LL, por *Left Leg*), como se observa en la figura 6.

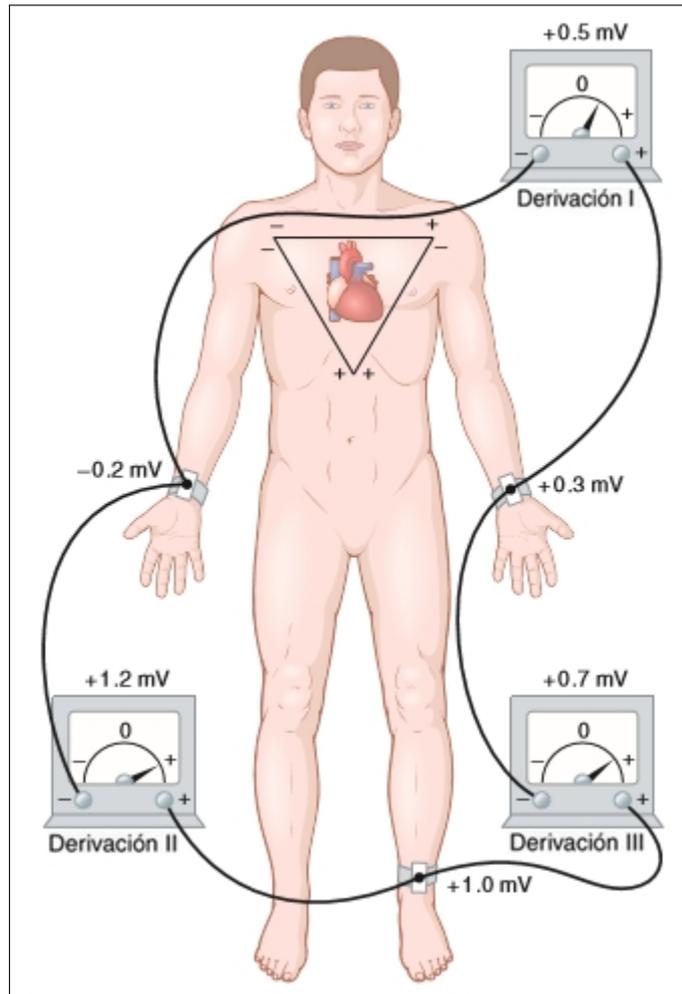


FIGURA 6: Derivaciones estándar de las extremidades<sup>5</sup>

Independientemente de en qué punto de las extremidades se coloquen los electrodos, el registro que se obtiene es el mismo que si estuvieran localizados en los puntos de inserción de las mismas. Además de estos tres electrodos, se utiliza un cuarto conectado a la masa común del circuito de instrumentación del ECG, a los fines de reducir la interferencia. Este electrodo generalmente se coloca en la pierna derecha y por este motivo se lo designa RL, por *Right Leg*, pero puede posicionarse en cualquier parte del cuerpo.

Los símbolos de (+) y (-) en cada electrodo indican convenciones de polaridad: se registra una deflexión positiva en el ECG cuando el electrodo marcado como (+) se vuelve positivo respecto al designado como (-). En DI, se mide la diferencia de potencial entre ambos brazos, considerándose el izquierdo positivo con respecto al negativo. En DII, se colocan en brazo derecho y pierna izquierda,

<sup>5</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016

siendo este último electrodo el que se toma como positivo. Finalmente, en DIII, los electrodos deben situarse en brazo izquierdo y pierna izquierda, con el de la pierna izquierda como positivo. Se asume que los puntos en los cuales los tres electrodos de extremidades (RA, LA y LL) conectan eléctricamente con los fluidos alrededor del corazón, forman un triángulo equilátero con el corazón como centro (ver Fig. 6), denominado triángulo de Einthoven.

### Derivaciones unipolares

Las derivaciones unipolares, como ya se mencionó, son nueve: tres de las extremidades y seis precordiales. Las primeras (aVR, aVL y aVF, por *Augmented Vector Right*, *Augmented Vector Left* y *Augmented Vector Foot*) son las “derivaciones aumentadas de las extremidades”, y se logran colocando los electrodos en las mismas posiciones que en el caso de las derivaciones bipolares. En este caso, cada derivación es la diferencia de potencial entre uno de los tres electrodos RA, LA o LL, que se considera el electrodo activo, y una terminal común a los dos electrodos restantes, que constituye el electrodo indiferente. Esta disposición logra que se obtengan valores de tensión un 50 % mayores a las que se tendrían si se tomara como electrodo indiferente una terminal central, común a los tres electrodos; es por este motivo que se les da a estas derivaciones el nombre de aumentadas.

Finalmente, para las derivaciones precordiales se colocan seis electrodos en el pecho. Se obtienen de esta manera las derivaciones  $V_1 - V_6$ , donde cada una de ellas consiste en la diferencia de potencial medida entre uno de los electrodos torácicos, y una terminal común a los electrodos RA, LA y LL. Estas derivaciones, como se dijo, “observan” al corazón en un plano transversal. Particularmente  $V_1$  a  $V_4$  lo hacen desde el frente, y  $V_5$  y  $V_6$  desde la parte lateral.

En la tabla 2, se puede ver un resumen de las 12 derivaciones descritas (bipolares y unipolares).

TABLA 2: Derivaciones de ECG

Derivación	Conexión positiva	Conexión de referencia
DI	LA	RA
DII	LL	RA
DIII	LL	LA
aVR	RA	$(LA + LL) / 2$
aVL	LA	$(RA + LL) / 2$
aVF	LL	$(RA + LA) / 2$
$V_{1-6}$	V	$(RA + LA + LL) / 3$

### 2.2.2. El electrocardiograma normal

En la figura 7, se pueden observar las ondas, los segmentos y los intervalos que son propias el trazado de un electrocardiograma normal. Cada una de las ondas características que se ven en la figura tiene su origen en la despolarización o en la repolarización de una determinada región del corazón.

Como ya se mencionó, cada latido cardíaco comienza con la despolarización automática del nodo SA. Este nodo es muy pequeño y por lo tanto la suma de los potenciales de acción de todas sus células no es lo suficientemente intensa para producir un registro apreciable en el ECG. La primera onda detectable es la onda P, que es causada por la despolarización de las aurículas. Como las aurículas contienen relativamente poca masa muscular, esta onda es de pequeña magnitud. Es positiva en las derivaciones I, II y de  $V_3$  a  $V_6$ . Su magnitud es de hasta 0.25 mV y tiene una duración de hasta 0.11 s.

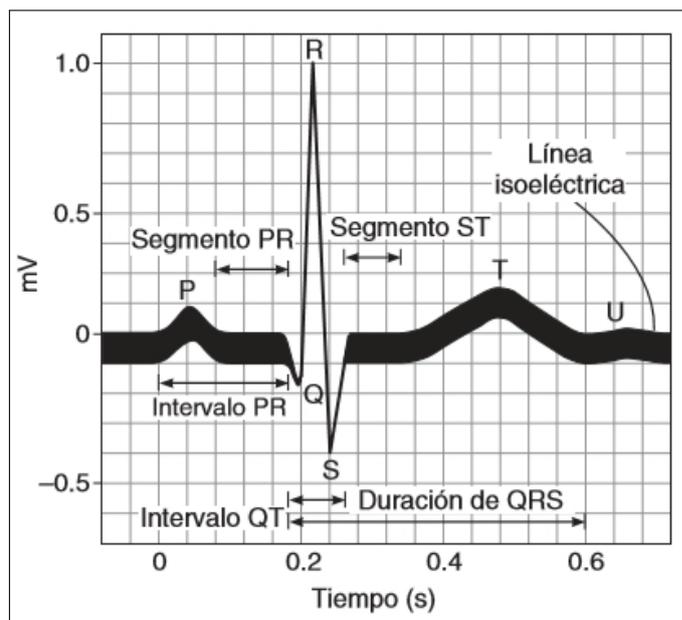


FIGURA 7: Características del ECG normal<sup>6</sup>

Luego de la despolarización auricular el impulso eléctrico llega al nodo AV, cuya activación tampoco produce una onda observable en el ECG. El tiempo que tarda el impulso eléctrico en atravesar las aurículas y el nodo AV se denomina intervalo PR. La duración normal del intervalo PR es de entre 0.12 y 0.2 s. Dentro del intervalo PR se considera el segmento PR, que es el comprendido entre el

<sup>6</sup>Fuente: Kim E. Barret y col. *Ganong Fisiología Médica*. 24.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2012.

final de la onda P y el comienzo del complejo QRS, y que es isoelectrico debido a que representa un lapso de tiempo en el que los ventrículos aún no se han despolarizado mientras que el potencial de acción auricular se encuentra en su fase de meseta.

Finalizado el intervalo PR se presenta el complejo QRS, que es producto de la despolarización ventricular. La primera deflexión del QRS, que puede ser positiva o negativa según la derivación, es producto del paso del impulso eléctrico por el tabique interventricular de izquierda a derecha, mientras que el resto del complejo QRS corresponde a la despolarización simultánea de ambos ventrículos, distribuida en cada uno por las respectivas ramas del haz de His y por las fibras de Purkinje. La forma del QRS suele estar influida en mayor medida por la despolarización del ventrículo izquierdo que por la del derecho, debido a que el primero tiene mayor masa muscular que este último. Por convención, si la primera onda del QRS es negativa, se denomina Q. La onda R es la primera onda positiva del complejo, sin importar si está precedida o no por una onda Q. Finalmente, la onda S es la primera deflexión negativa que sigue a una onda R. El voltaje normal del QRS varía entre los 0.14 y los 0.6 mV en las derivaciones de las extremidades, y entre 0.11 y 0.34 mV en las precordiales. La duración de un complejo QRS normal es de entre 0.05 y 0.1 s.

La repolarización de las aurículas coincide con la ocurrencia del complejo QRS, pero como la amplitud de la misma es muy pequeña y el evento no está tan sincronizado como la despolarización, es imposible de apreciar en comparación con la despolarización ventricular que es de mucha mayor intensidad.

El tiempo comprendido entre el fin del complejo QRS y el comienzo de la siguiente onda, denominada T, es el segmento ST. En condiciones normales, este segmento es isoelectrico: en ese momento, las aurículas ya se repolarizaron regresando a su potencial de reposo, mientras que los ventrículos se encuentran en la fase de meseta de su potencial de acción.

La repolarización de los ventrículos da lugar a la onda T. Esta onda T es más ancha y de menor magnitud que la onda R, porque al igual que en el caso de las aurículas, la repolarización se da de una manera menos sincronizada que la despolarización. La duración de la onda T no tiene importancia clínica, pero su amplitud debe ser menor a los 0.7 mV en las derivaciones de las extremidades y menor a 1 mV en las precordiales.

Entre el comienzo de la onda Q y el final de la onda T se determina un intervalo QT, que es indicativo de la duración total del potencial de acción ventricular. Normalmente, este intervalo dura unos 0.4 s en promedio. La duración de este intervalo se acota conforme aumenta la frecuencia cardíaca y los valores que se

consideran normales varían de acuerdo a esto, por lo cual para interpretarlo de manera correcta frecuentemente se calcula un intervalo QT corregido según la frecuencia cardíaca.

En cuanto a la onda U, es una onda pequeña cuyo origen es incierto. Es posible que represente una despolarización tardía de las fibras de Purkinje.

En la tabla 3, se puede observar una síntesis de las duraciones normales y los significados de los distintos intervalos electrocardiográficos.

TABLA 3: Intervalos electrocardiográficos

Intervalo	Duración normal [s]		Fenómeno cardíaco
	Promedio	Rango	
Intervalo PR	0.18	0.12 - 0.2	Conducción auriculoventricular
Complejo QRS	0.08	Hasta 0.1	Despolarización ventricular
Intervalo QT	0.4	0.43	Potencial de acción ventricular
Intervalo ST	0.32	-	Meseta del potencial de acción ventricular

### 2.3. Arritmias y trastornos en la conducción

En el corazón humano normal, los latidos se generan en el nodo SA y luego se propagan hacia aurículas y ventrículos, como se describió con anterioridad. El ritmo fisiológico de referencia del corazón se denomina “ritmo sinusal normal”, y se caracteriza por una frecuencia cardíaca de entre 60 y 100 latidos por minuto, ondas P con una morfología que indica que se originan en el nódulo sinusal e intervalos PR iguales en todos los latidos. Debe haber una onda P por cada complejo QRS, y la duración del QRS y de los intervalos y segmentos mencionados en el apartado anterior debe estar dentro de los límites considerados normales.

El ritmo cardíaco puede verse alterado cuando la frecuencia cardíaca es mayor o menor de la normal, cuando el latido se genera en lugares distintos al nodo SA o cuando hay trastornos en la conducción que impiden que el impulso eléctrico se

propague de manera correcta. Cualquier alteración en la formación o en la conducción del impulso eléctrico se denomina arritmia. En esta sección se describirán algunas de las arritmias más usuales.

### 2.3.1. Arritmias con ritmo sinusal

Cuando la frecuencia cardíaca se ve alterada, pero las características del ritmo cardíaco son las del ritmo sinusal normal, se habla de arritmias con ritmo sinusal.

#### Arritmia sinusal

Se caracteriza por variaciones súbitas en la frecuencia cardíaca. En la variante más común de este tipo de arritmia, la frecuencia cardíaca varía de acuerdo a las fases de la respiración: se acelera durante la inspiración y se desacelera durante la espiración. Se trata de un fenómeno normal que se da en personas saludables, especialmente jóvenes y niños. (Ver Fig. 8)



FIGURA 8: Arritmia sinusal<sup>7</sup>

#### Bradycardia sinusal

Se trata de un ritmo sinusal con una frecuencia cardíaca menor a los 60 lpm. Puede deberse a causas fisiológicas: algunas personas pueden tener una frecuencia cardíaca en reposo menor a los 60 lpm, y en el caso de los atletas, durante el sueño la frecuencia puede bajar hasta 35 lpm. (Ver Fig. 9)

---

<sup>7</sup>Fuente: Andrew R. Houghton and David Gray. *Making Sense of the ECG: A Hands-On Guide*. 4.<sup>a</sup> ed. CRC Press, 2014.

<sup>8</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.



FIGURA 9: Bradicardia sinusal<sup>8</sup>

### Taquicardia sinusal

Al contrario de la bradicardia, la taquicardia se da cuando la frecuencia cardíaca supera los 100 lpm. Se puede observar en situaciones fisiológicas: en la infancia, durante o después de un ejercicio físico intenso, o debido a determinados estados emocionales. (Ver Fig. 10)



FIGURA 10: Taquicardia sinusal<sup>9</sup>

### 2.3.2. Arritmias supraventriculares

Se generan cuando el latido no tiene su origen en el nodo SA sino en las aurículas o en la unión auriculoventricular. Dentro de este apartado se describirán las extrasístoles supraventriculares, la taquicardia paroxística supraventricular, el aleteo auricular y la fibrilación auricular.

#### Extrasístoles supraventriculares

Son latidos precoces que se originan en las aurículas o en el nodo AV, antes de que se produzca la descarga del nodo SA. Se caracterizan por ondas P anómalas, mientras que el complejo QRS es de morfología y duración normal. El impulso eléctrico que nace en la aurícula o en el nodo AV puede despolarizar al nodo SA, el cual deberá repolarizarse antes de iniciar un nuevo potencial de acción y de

<sup>9</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

esta manera generar un nuevo latido. Esto hace que después de las extrasístoles se observe una pausa compensadora. (Ver Fig. 11)



FIGURA 11: Extrasístole supraventricular<sup>10</sup>

Ocasionalmente una extrasístole auricular generada en las aurículas de manera muy prematura llega al nodo AV cuando éste aún se encuentra en período refractario debido al latido anterior. En este caso, el impulso eléctrico correspondiente a la extrasístole no se conduce hacia los ventrículos, y la extrasístole queda “bloqueada”.

Las extrasístoles supraventriculares pueden presentarse aisladas, en duplas o en tripletes. Una dupla consiste de dos extrasístoles seguidas, mientras que en el caso del triplete se trata de tres.

Este tipo de latidos suelen encontrarse en personas normales y no requieren de tratamiento excepto si los síntomas que producen resultan problemáticos para el paciente.

#### **Taquicardia paroxística supraventricular**

Ocurre cuando se producen descargas regulares en las aurículas o en el nodo AV, con una frecuencia de entre 100 y 250 lpm. Se denomina “paroxística” porque el aumento en la frecuencia cardíaca comienza de manera repentina. El paroxismo puede durar unos segundos, unos minutos, algunas horas o más, y cesa tan repentinamente como comenzó.

Cuando el latido se origina en las aurículas, se trata de una taquicardia auricular, que consiste en una corrida de cuatro o más extrasístoles supraventriculares consecutivas. En el ECG se observan ondas P invertidas, que se superponen con las ondas T debido a la rápida frecuencia cardíaca (ver Fig. 12).

---

<sup>10</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

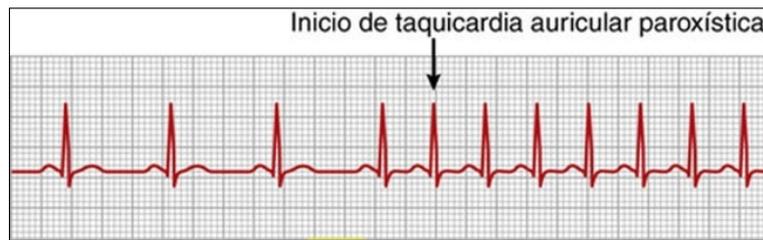


FIGURA 12: Taquicardia paroxística supraventricular<sup>11</sup>

Cuando la taquicardia se genera en el nodo AV, las ondas P no están. En ambos casos, los complejos QRS tienen morfología normal porque la conducción ventricular no está alterada.

Las taquicardias supraventriculares pueden producirse por dos mecanismos diferentes. En la taquicardia auricular, existen regiones en las aurículas distintas del nodo SA que se encuentren irritables y actúen como focos ectópicos, disparando a una frecuencia mayor que la del nodo SA. Cuando los impulsos anómalos nacen en el nodo AV, se debe a que existen vías accesorias de conducción además de las normales. Esto hace que el impulso eléctrico pueda viajar por una vía y volver por otra, produciendo un fenómeno conocido como “reentrada”.

Este tipo de arritmia tiene pronóstico benigno, y si los episodios son esporádicos no suele requerir tratamiento. En caso de darse en forma reiterada o si existe alguna cardiopatía subyacente, se trata con una ablación cardíaca, un procedimiento en el que se destruyen pequeñas áreas del corazón que pueden estar causando los latidos anormales.

### Aleteo auricular

Se trata de un caso de taquicardia auricular, en la cual existe un camino de conducción en forma de círculo alrededor de la aurícula derecha por la cual el impulso eléctrico viaja siempre en la misma dirección. Esto produce una contracción rápida de las aurículas, a una frecuencia de entre 200 y 350 lpm. Esta frecuencia es tan rápida que muchas de estas descargas eléctricas llegan al nodo AV y lo encuentran en su período refractario, por lo cual no pueden ser conducidas hacia los ventrículos. Por lo tanto, usualmente hay dos o tres latidos de las aurículas seguidos por uno solo de los ventrículos. La frecuencia ventricular suele ser de alrededor de 150, 100 o 75 lpm.

<sup>11</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

En el ECG, esto se traduce a un patrón característico de “dientes de sierra” dado por las sucesivas ondas P fusionadas, intercalado con complejos QRS normales. (Ver Fig. 13)

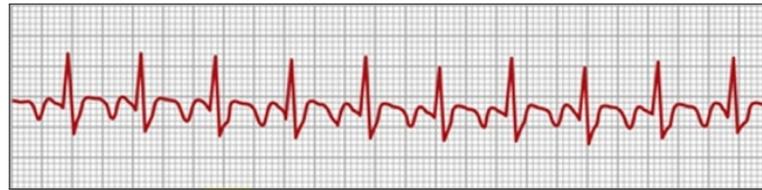


FIGURA 13: Aleteo auricular<sup>12</sup>

#### **Fibrilación auricular**

Se da por una despolarización caótica y desincronizada de las distintas células de las aurículas, que provoca que éstas se contraigan a una frecuencia extremadamente rápida, de entre 300 y 600 lpm. Si bien la causa de este fenómeno aún está en debate, se cree que se debe a múltiples ondas de excitación reentrantes en ambas aurículas. En el ECG no se observan ondas P sino fluctuaciones respecto a la línea de base de escasa amplitud. Los latidos llegan al nodo AV de manera impredecible, la mayoría de ellos cuando éste se encuentra en período refractario, haciendo que los ventrículos se contraigan con una frecuencia muy irregular de entre 80 y 180 lpm. (Ver Fig. 14)



FIGURA 14: Fibrilación auricular<sup>13</sup>

La fibrilación auricular puede clasificarse, según su duración, en: paroxística (episodios que terminan de manera espontánea, normalmente de menos de 48 horas de duración aunque pueden extenderse hasta 7 días), persistente (episodios que duran más de 7 días y requieren de cardioversión para su tratamiento) o permanente (cuando la fibrilación es continuada y no puede ser revertida). La

---

<sup>12</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

<sup>13</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

prevalencia de este tipo de arritmia aumenta con la edad, y está asociada con un incremento en el riesgo de infarto de miocardio.

### 2.3.3. Arritmias ventriculares

Son aquellas en las que los latidos tienen su origen en los ventrículos. Dentro de este grupo se describirán las extrasístoles ventriculares, la taquicardia ventricular y la fibrilación ventricular.

#### Extrasístoles ventriculares

Al igual que las extrasístoles supraventriculares, son latidos que aparecen antes de tiempo, pero en este caso generados por un foco ectópico en alguno de los ventrículos. Los complejos QRS correspondientes a estos latidos se caracterizan por ser anchos (con una duración mayor a 0.12 s), debido a que el impulso se propaga en los ventrículos lentamente de miocito a miocito en vez de hacerlo a través de las fibras de Purkinje de conducción rápida. Además, en el latido normal, el impulso eléctrico se distribuye por ambos ventrículos de manera simultánea, por lo que las ondas de despolarización en parte se cancelan mutuamente. Como en este caso esto no sucede porque un ventrículo se despolariza antes que el otro, el QRS también tiene una amplitud mayor de la normal. La onda T casi siempre aparece con una polaridad opuesta a la del QRS. Debido a que el latido normal siguiente a una extrasístole encuentra a los ventrículos en período refractario tras el latido ectópico, se genera una pausa compensatoria después de la extrasístole, que suele ser más larga que la que se observa en una extrasístole supraventricular. (Ver Fig. 15)

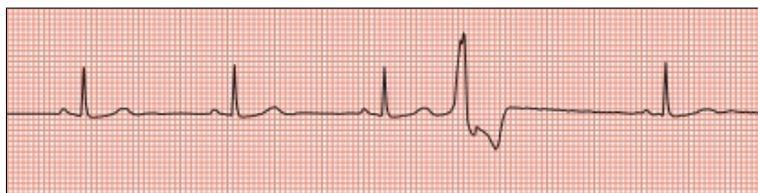


FIGURA 15: Extrasístole ventricular<sup>14</sup>

Las extrasístoles ventriculares, como las supraventriculares, también pueden aparecer aisladas, en duplas o en tripletes. Si bien algunas ocurrencias aisladas

<sup>14</sup>Fuente: Andrew R. Houghton and David Gray. *Making Sense of the ECG: A Hands-On Guide*. 4.<sup>a</sup> ed. CRC Press, 2014.

son comunes y benignas, si las extrasístoles son frecuentes pueden estar siendo generadas en áreas isquémicas (es decir, con disminución de irrigación sanguínea) o infartadas (esto es, áreas necrosadas debido a la interrupción en la irrigación) del corazón. Las personas con un número significativo de extrasístoles ventriculares tienen un riesgo aumentado de fibrilación ventricular.

#### **Taquicardia ventricular**

Se define como una serie de más de tres extrasístoles ventriculares consecutivas, que se presentan con una frecuencia de más de 100 lpm (*ver Fig. 16*).

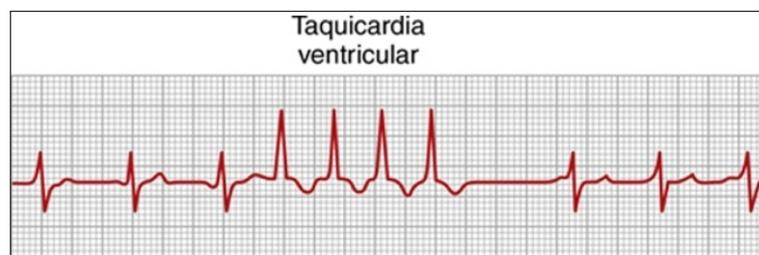


FIGURA 16: Taquicardia ventricular<sup>15</sup>

Es una condición reviste gravedad: un episodio de más de 30 segundos es potencialmente mortal. La presencia de taquicardia ventricular por lo general indica daño isquémico en los ventrículos. La frecuencia ventricular es tan rápida que los ventrículos no llegan a llenarse adecuadamente, por lo que en la mayoría de los casos no es posible mantener una presión arterial adecuada y el paciente se vuelve hipotenso. Además, la taquicardia ventricular frecuentemente precede a un episodio de fibrilación ventricular, que es una condición fatal.

Este tipo de arritmia se trata farmacológicamente, o en algunos casos, aplicando cardioversión.

#### **Fibrilación ventricular**

Consiste en la contracción descoordinada, caótica e ineficaz de los ventrículos, debida a la descarga de múltiples focos ectópicos o a un impulso eléctrico en círculo. El ventrículo está particularmente vulnerable a la fibrilación ventricular cuando ocurre una extrasístole en la porción media de la onda T. En este momento, parte

---

<sup>15</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

del miocardio ventricular está despolarizado, otra parte está parcialmente repolarizado y otra está repolarizada del todo, favoreciendo que se pueda establecer un fenómeno de reentrada y de movimiento en círculo. El comienzo de la fibrilación puede estar asociado a isquemia, o también a un choque eléctrico repentino al corazón. Durante la fibrilación ventricular se detiene la circulación sanguínea porque los ventrículos no pueden bombear la sangre eficazmente, por lo que si no se la trata en unos pocos minutos conduce a la muerte. La desfibrilación consiste en aplicar una corriente eléctrica muy intensa al corazón, que en caso de ser efectiva despolariza a todas las células miocárdicas en simultáneo, reestableciendo de esta manera el ritmo normal.

En el ECG, la fibrilación ventricular se asocia con una apariencia de “bolsa de gusanos”. No se distingue ningún patrón repetitivo, sólo se observan ondas irregulares que en un principio tienen una amplitud de unos 0.5 mV pero rápidamente van decayendo y entre 20 y 30 segundos más tarde son de entre 0.2 y 0.3 mV. (Ver Fig. 17)

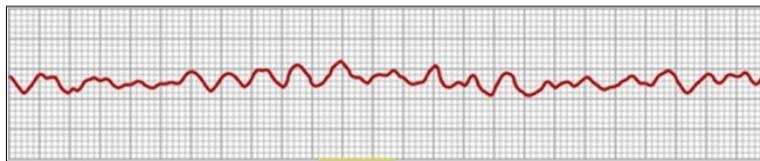


FIGURA 17: Fibrilación ventricular<sup>16</sup>

### 2.3.4. Bloqueos

Cuando la conducción normal del impulso eléctrico en el corazón se ve interrumpida o demorada en alguno de los puntos del camino, se habla de un bloqueo. Dependiendo del punto en el que se de la demora o interrupción en la conducción, existen tres tipos diferentes de bloqueos: el sinoauricular, el auriculoventricular, y los bloqueos de rama. Algunos de los distintos bloqueos pueden observarse en la figura 18.

<sup>16</sup>Fuente: John E.Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

<sup>17</sup>Fuente: Kim E. Barret et al. *Ganong Fisiología Médica*. 24.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2012.

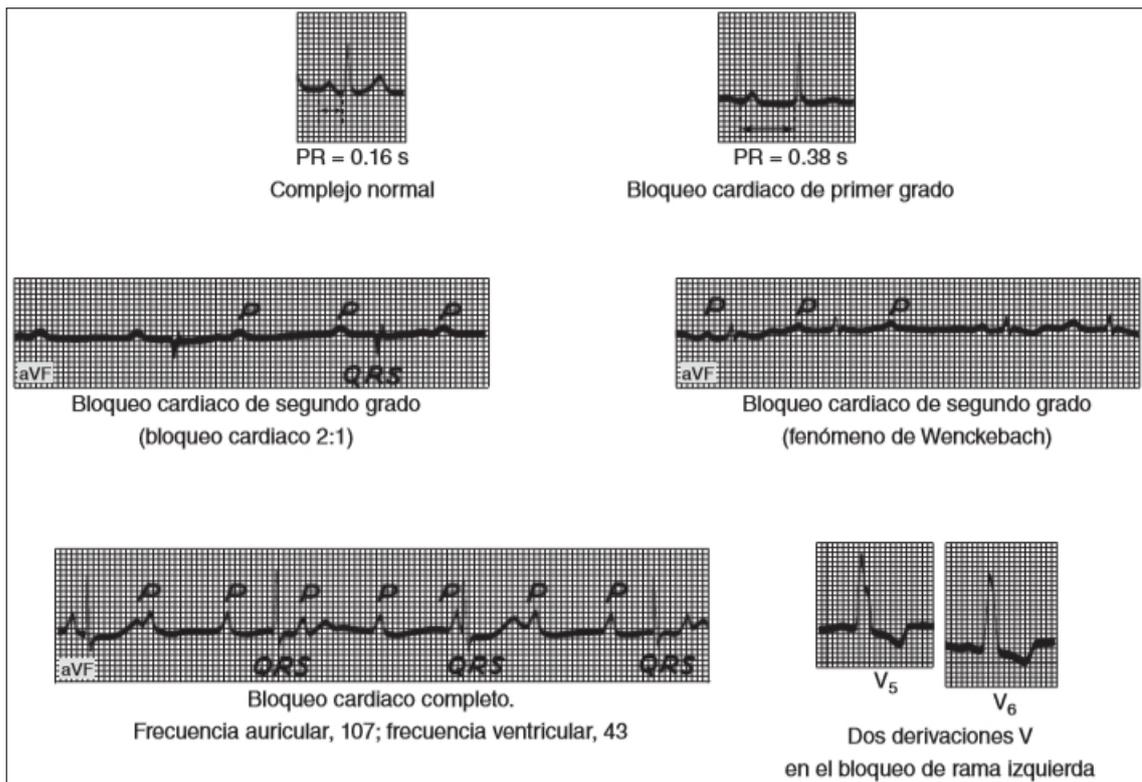


FIGURA 18: Bloqueos<sup>17</sup>

### Bloqueo sinoauricular

En este tipo de bloqueo, el nodo SA descarga de manera normal pero el impulso eléctrico no logra ser propagado hacia las aurículas. En consecuencia, hay ausencia de ondas P. Sin embargo, al no recibir las descargas provenientes del nodo SA, el nodo AV comienza a latir a su propio ritmo, generándose así un ritmo ventricular más lento pero de morfología normal.

### Bloqueo auriculoventricular

En este caso el problema está en la conducción del impulso entre las aurículas y los ventrículos, debido a alguna falla en el nodo AV o en el haz de His. Este bloqueo puede darse en tres grados.

En el bloqueo AV de primer grado, la conducción a través del nodo AV es más lenta de lo usual y por lo tanto el intervalo PR es más largo de lo normal, con una duración de más de 0.2 s. En este caso, no hay bloqueo en la conducción sino simplemente una demora.

En el bloqueo AV de segundo grado, algunos latidos no logran pasar hacia los

ventrículos. En ese momento, en el ECG aparece una onda P que no está seguida por un complejo QRS, en lo que se denomina un “latido fallido”. Existen dos tipos de bloqueos AV de segundo grado: Mobitz tipo I y Mobitz tipo II. El bloqueo Mobitz tipo I se caracteriza por una prolongación progresiva del intervalo PR hasta que una onda P no logra ser conducida, se produce un latido fallido y el ciclo vuelve a comenzar (esto también se denomina “fenómeno de Wenckenbach”). En el caso del Mobitz tipo II, el intervalo PR tiene una duración constante, y existe un número fijo de ondas P no conducidas por cada complejo QRS. Por ejemplo, un bloqueo 2:1 indica que se observan dos ondas P seguidas de un QRS.

Finalmente, el bloqueo AV de tercer grado o completo se da cuando ninguno de los latidos es capaz de ser conducido desde las aurículas hacia los ventrículos. El nodo AV comienza a descargar a su propia frecuencia, y se produce una disociación entre la frecuencia auricular y la ventricular. No hay ninguna relación entre las ondas P y los complejos QRS.

### **Bloqueos de rama**

Ocurren cuando la conducción está interrumpida en una de las dos ramas del haz de His (izquierda o derecha). La excitación pasa por el haz del lado que está intacto, y luego es conducida a través del miocardio de manera más lenta para activar el ventrículo del lado que está bloqueado. Al despolarizarse un ventrículo antes que el otro y no ambos en simultáneo como en el latido normal, el QRS es más ancho de lo normal y aparece deformado. El bloqueo también puede estar en alguno de los dos fascículos de la rama izquierda del haz, en cuyo caso se denomina “hemibloqueo.”

## **2.4. Monitoreo ambulatorio**

Cuando los síntomas se producen en el paciente de manera intermitente, puede que éste no los esté experimentando en el momento que acude al consultorio médico, y que el ECG adquirido tenga una apariencia normal. Algunos síntomas sólo tienen lugar cuando el paciente está realizando una determinada actividad. En estos casos, es necesario registrar el ECG de manera ambulatoria, en períodos de tiempo más extendidos y mientras el paciente desarrolla su rutina de manera normal.

Como se explicó en la introducción, el dispositivo más utilizado para el monitoreo ambulatorio del ECG es el monitor Holter. Consiste de unos pocos electrodos que se colocan en el pecho del paciente, conectados a un grabador portátil analógico

o digital que registra y va almacenando la señal de manera continua. Generalmente se adquieren 2 o 3 derivaciones durante un período de unas 24 horas. Al finalizar el estudio, la grabación puede ser visualizada y analizada con *software* especialmente diseñado para tal fin.

Como alternativa al Holter, existen los denominados monitores de eventos. Estos dispositivos graban el ECG de manera continua pero sólo almacenan los últimos minutos de señal, sobrescribiendo permanentemente la memoria con información nueva. Cuando el paciente experimenta algún síntoma, presiona un botón y una porción de la señal de ECG es almacenada de manera permanente. Esta porción usualmente se extiende desde un tiempo antes al momento en el que el paciente presionó el botón hasta un breve tiempo después. De esta manera, sólo quedan registradas las porciones de señal relacionadas con la aparición de un síntoma. La porción de señal obtenida puede ser enviada a una central para su análisis. La duración de este tipo de estudio suele abarcar unos 7 días.



## Capítulo 3

# Adquisición, digitalización y transmisión de la señal

El circuito para la adquisición, digitalización y transmisión por Bluetooth de la señal se compone de electrodos, un cable para los mismos conectados a una placa de *front-end* analógico encargada de filtrar y amplificar la señal, un microcontrolador PIC que la digitaliza y un módulo Bluetooth que permite enviarla al *smartphone*. El esquemático del circuito completo puede observarse en la figura 19, mientras la figura 20 muestra el prototipo final del sensor.

### 3.1. Características de la señal de ECG

La señal de ECG tiene una amplitud de entre 0.5 y 5 mV, y un rango de frecuencias de utilidad diagnóstica de entre 0.05 y 100 Hz. En aplicaciones ambulatorias, se utiliza un ancho de banda de entre 0.5 y 40 Hz para reducir el ruido. Al igual que la mayoría de las señales biomédicas, la del ECG se caracteriza por ser no estacionaria, por la gran variabilidad que presenta entre distintos individuos y por su susceptibilidad al ruido. Las principales fuentes de ruido que afectan a la señal de ECG son las siguientes:

- **EMG:** La señal de electromiografía (EMG) es la que corresponde a la actividad eléctrica producida por los músculos esqueléticos, que permite su contracción. La amplitud de esta señal, medida en la superficie corporal, está entre los 0.1 y 1 mV, y sus componentes de frecuencia van de los 5 a los 500 Hz. Como este ancho de banda se solapa parcialmente con el del ECG, la actividad muscular puede causar interferencia en la señal de ECG. Esto es particularmente problemático en las aplicaciones ambulatorias, en las que

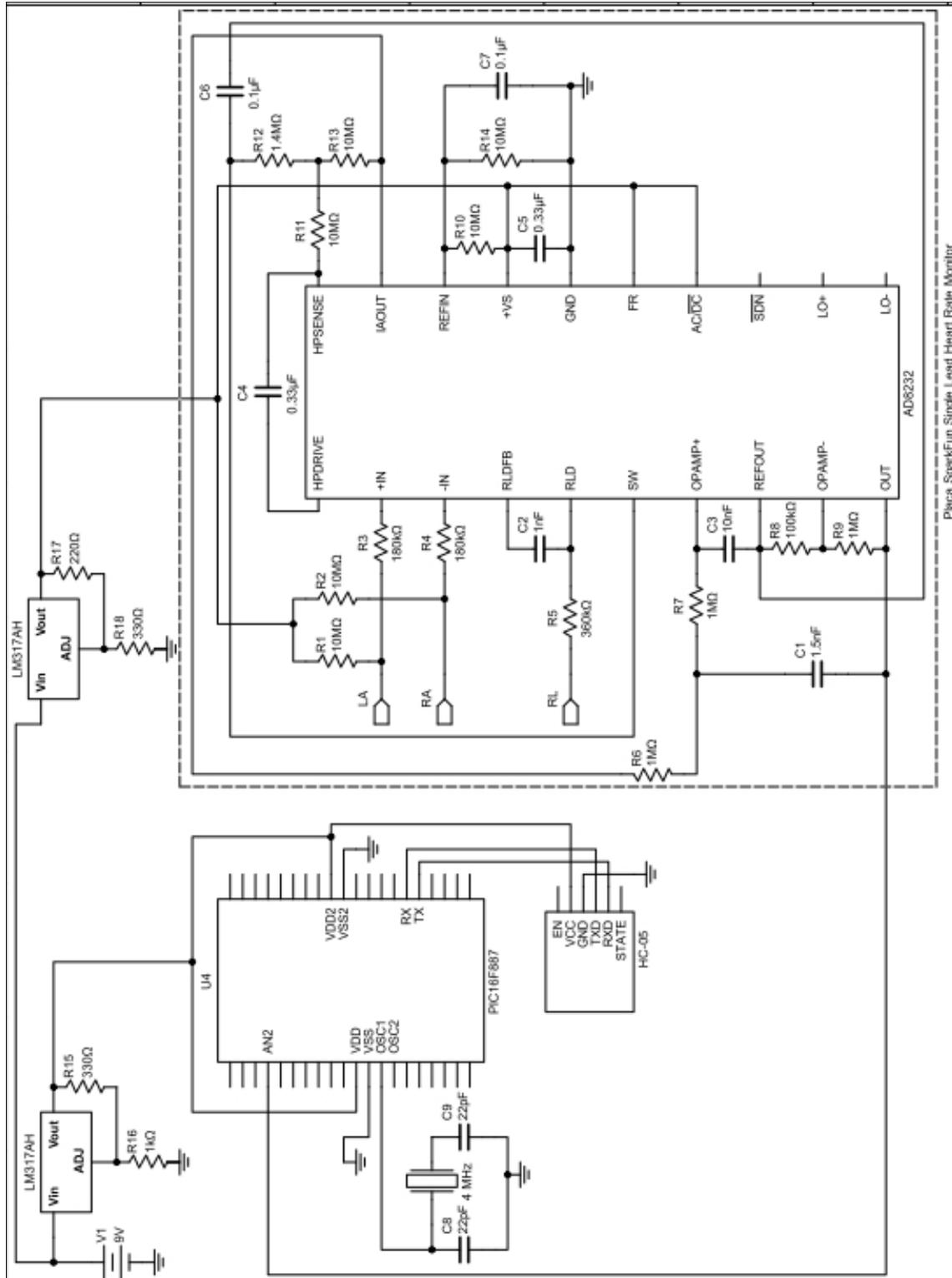


FIGURA 19: Esquemático del circuito completo

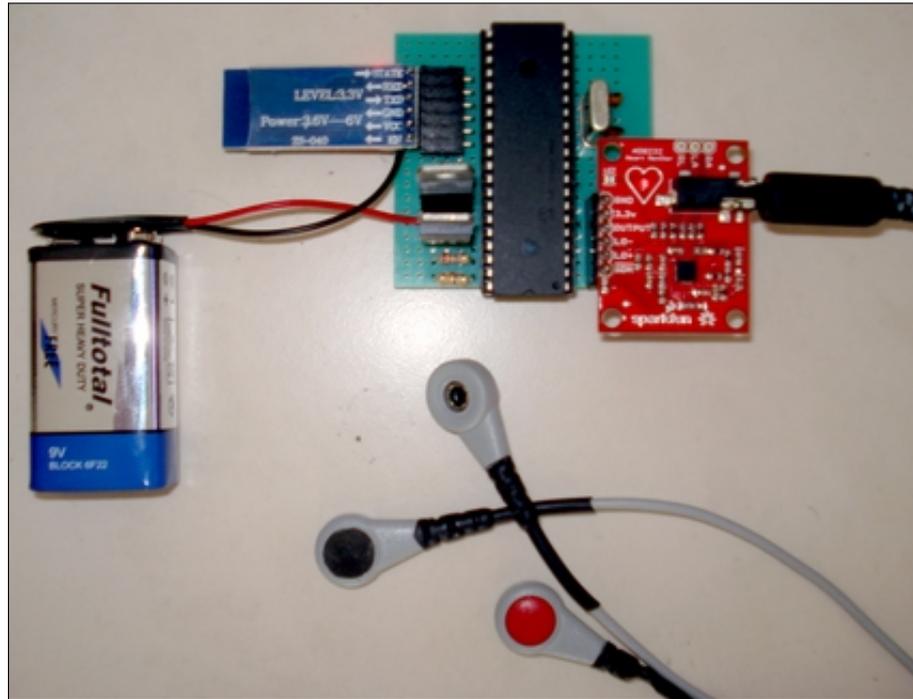


FIGURA 20: Prototipo final del sensor



FIGURA 21: Ruido de EMG<sup>18</sup>

el paciente se encuentra en movimiento mientras se realiza el registro. (Ver Fig. 21)

- **Desplazamientos de la línea de base:** Idealmente, la línea de base del ECG debería ser isoelectrica. Sin embargo, cuando el paciente llena sus pulmones al respirar, hace que cambie la posición de los electrodos con respecto al corazón y que se produzca un desplazamiento de la línea de base. El contacto variable entre los electrodos y la piel (artefacto de movimiento) también puede provocar este tipo de ruido. (Ver Fig. 22)

---

<sup>18</sup>Fuente: <http://www.mauvila.com/images/Tremor.gif>. Última visita a la página: 5/10/2016



FIGURA 22: Desplazamiento de línea de base<sup>19</sup>

- **Ruido de línea:** Los cables de los electrodos que registran el ECG y la línea eléctrica están acoplados por caminos capacitivos, lo cual hace que una corriente de 50 Hz (en nuestro país) fluya por cada cable y de allí a través del cuerpo hacia la masa común. Parte de esta corriente es común a los dos cables que permiten medir una derivación, y por lo tanto puede ser eliminada utilizando un amplificador diferencial con un CMRR (factor de rechazo al modo común) muy alto. Sin embargo, como los caminos recorridos a través del cuerpo por la corriente que ingresa por cada uno de los dos cables tienen diferentes valores de impedancia, la interferencia de la línea hace que exista una diferencia de potencial extra que ingresa al amplificador diferencial y es amplificada por el mismo. (Ver Fig. 23)

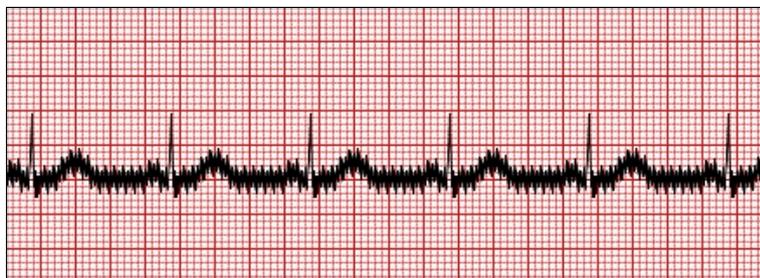


FIGURA 23: Ruido de línea<sup>20</sup>

En la tabla 4, se resumen los rangos de frecuencias de las distintas componentes del ECG y también de las posibles fuentes de ruido. En la figura 24, se puede observar el espectro de potencia de estas señales.

---

<sup>19</sup>Fuente: <http://www.mauvila.com/images/WBaseline.gif>. Última visita a la página: 5/10/2016

<sup>20</sup>Fuente: <http://www.mauvila.com/images/ACInterference.gif>. Última visita a la página: 5/10/2016

## 3.2. Adquisición

TABLA 4: Frecuencias de componentes de ECG y fuentes de ruido

Señal	Frecuencia [Hz]
Frecuencia cardíaca	0.67 - 5 (40 - 300 bpm)
Onda P	0.67 - 5
Complejo QRS	10 - 50
Onda T	1 - 7
EMG	5 - 50
Respiración	0.12 - 0.5
Ruido eléctrico	50 / 60 (Dependiendo del país)

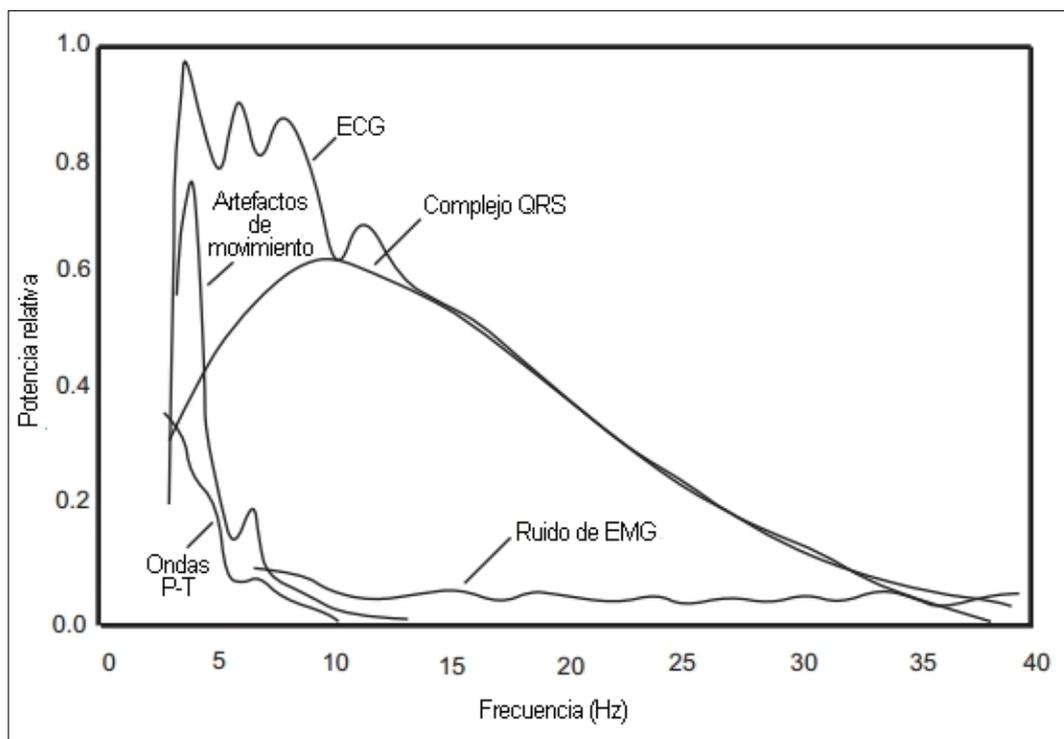


FIGURA 24: Espectro de potencia relativa de componentes de ECG y fuentes de ruido<sup>21</sup>

## 3.2. Adquisición

### 3.2.1. Electrodo

<sup>21</sup>Fuente: [http://www.masys.url.tw/AU/2015SP/BMSD-D/Text/BMSD-text-ECG\\_QRS\\_Detection.pdf](http://www.masys.url.tw/AU/2015SP/BMSD-D/Text/BMSD-text-ECG_QRS_Detection.pdf)

Las corrientes en el cuerpo humano son conducidas por iones, mientras que en los cables y en la instrumentación electrónica, son conducidas por electrones. Por lo tanto, para poder registrar señales bioeléctricas es necesario un elemento que sea capaz de actuar como transductor entre ambos tipos de corriente: este elemento es el electrodo.

Cuando el electrodo entra en contacto con el electrolito que corresponde a los tejidos corporales o al gel del electrodo, se produce un intercambio entre iones y electrones como producto de una reacción electroquímica. Algunos átomos del metal del electrodo pierden electrones y pasan al electrolito como iones, y a la inversa, algunos iones del electrolito se combinan con electrones para formar átomos de metal que se depositan en el electrodo. En equilibrio, ambos intercambios se dan en igual medida y por lo tanto la corriente neta que fluye por la interfaz electrodo-electrolito es nula. En estas condiciones, existe entre el electrodo y el electrolito una diferencia de potencial denominada “potencial de hemicelda”. Si los potenciales de hemicelda de ambos electrodos fueran iguales, al conectarlos al amplificador diferencial se cancelarían. Sin embargo, pequeñas diferencias en el metal o en el gel del electrodo pueden provocar que se creen *offsets* en los mismos que excedan al valor de la señal que se quiere medir y saturen el amplificador, por lo cual deben ser eliminados por el circuito de instrumentación. El valor del potencial de hemicelda depende del material del electrodo, e idealmente debería ser lo más pequeño y constante posible.

Cuando existe una corriente neta pasando por el electrodo, puede ocurrir que se altere el potencial de hemicelda, generándose una diferencia de potencial extra que se denomina “sobrepotencial”. Este fenómeno se conoce como polarización. Un electrodo perfectamente polarizable presentaría resistencia infinita al paso de las corrientes farádicas, mientras que por el contrario un electrodo ideal, perfectamente no polarizable, tendría resistencia nula al paso de la corriente farádica, y permitiría que los biopotenciales detectados pudiesen pasar sin ser distorsionados ni atenuados. Sin embargo, no existen los electrodos perfectamente no polarizables, sino que se trata de buscar materiales que se acerquen a estas condiciones.

Para medir señales bioeléctricas como el ECG en la superficie corporal, se suelen utilizar electrodos de Ag/AgCl, debido a que reúnen algunas características muy ventajosas relacionadas con lo que se explicó anteriormente: presentan un potencial de hemicelda razonablemente bajo y estable y son relativamente no polarizables. Además, son de fácil fabricación. Por lo general, y especialmente para aplicaciones ambulatorias, se utilizan electrodos descartables. Consisten de un disco de espuma que contiene al electrodo, el cual de un lado tiene un conector tipo *snap* macho para poder conectarlo a los cables. Del otro lado, sobre el electrodo se tiene una esponja impregnada de gel conductor. El gel conductor permite

garantizar un buen contacto entre el electrodo y la piel del paciente, así como también reducir la alta impedancia que presenta la capa más exterior de la piel (ver Fig. 25).

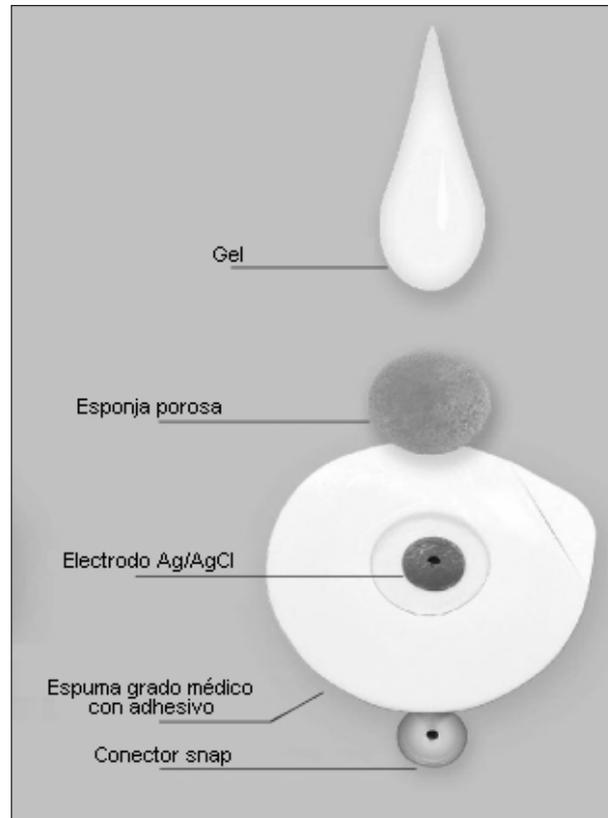


FIGURA 25: Electrodo descartable<sup>22</sup>

Los electrodos para ECG descartables deben seguir un estándar establecido por la AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation), denominado ANSI/AAMI EC12:2000. Este estándar estipula requerimientos de etiquetado, pruebas para evaluar la adhesividad, y condiciones mínimas de desempeño eléctrico para los electrodos descartables. Se especifica, por ejemplo, que la tensión de *offset* de los electrodos que no debe superar los 100 mV. Otros requisitos se refieren al valor de impedancia de los electrodos que debe ser lo mínimo posible, a la estabilidad del *offset* y al ruido interno de los mismos.

Para optimizar el contacto entre los electrodos y la piel, es recomendable limpiar la piel con alcohol antes de su colocación para eliminar la grasa propia de la piel, y remover el pelo en las áreas en las que se ubicarán los electrodos.

---

<sup>22</sup>Fuente: John G. Webster. *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. 2.<sup>a</sup> ed. Wiley, 2010.

### 3.2.2. Cable para electrodos

El cable utilizado para conectar los electrodos a la placa de adquisición consiste de tres conectores tipo snap hembra, en un extremo, y en el otro un conector de 3.5 mm macho, dado que la placa tiene una entrada para ese tipo de conector.

Para poder colocar de manera correcta los electrodos, los conectores snap deben seguir un código de colores. Internacionalmente, existen dos estándares: uno dictado por la IEC (International Electrotechnical Commission) que es utilizado en Europa, y otro perteneciente a AAMI-AHA (Association for the Advancement of Medical Instrumentation - American Heart Association) que se utiliza en Estados Unidos. En nuestro país, cualquiera de los dos sistemas podría aplicar. El cable utilizado en este proyecto sigue el de AAMI-AHA (ver Fig. 26). Para un sistema de tres derivaciones, el estándar determina que corresponden los siguientes colores:

LA	Negro
RA	Blanco
LL	Rojo

En este caso, se mide sólo una derivación que es DII (es decir, LL - RA). Por lo tanto, el tercer electrodo se usa a modo de electrodo de pierna derecha, pero se mantiene la colocación en el brazo izquierdo porque en realidad este electrodo neutro puede ubicarse en cualquier lugar.



FIGURA 26: Cables para electrodos<sup>23</sup>

### 3.2.3. Placa “SparkFun Single Lead Heart Rate Monitor - AD8232”

Para realizar la adquisición de la señal, se utilizó un placa desarrollada por SparkFun, denominada “Single Lead Heart Rate Monitor - AD8232” (en español,

---

<sup>23</sup>Fuente: <https://www.openhacks.com/>. Última visita a la página: 6/10/2016

monitor de frecuencia cardíaca de una derivación). Se trata de una placa que permite medir la actividad eléctrica del corazón. Está basada en el chip AD8232 elaborado por Analog Devices, diseñado para extraer, amplificar y filtrar biopotenciales en condiciones ruidosas.

Como se observa en la figura 27, la placa cuenta con un conector de 3.5 mm para el cable con los electrodos. Requiere una tensión de alimentación de entre 2 y 3.5 V (la tensión recomendada es de 3.3 V) cuenta con un LED indicador de la frecuencia cardíaca y seis pines: dos para la alimentación, uno para la salida analógica, dos para la detección de desconexión de los electrodos y uno para colocar el chip en modo *stand-by*, de bajo consumo de corriente. Para este proyecto sólo se utilizaron los primeros tres pines, es decir, los que corresponden a la alimentación y a la salida.

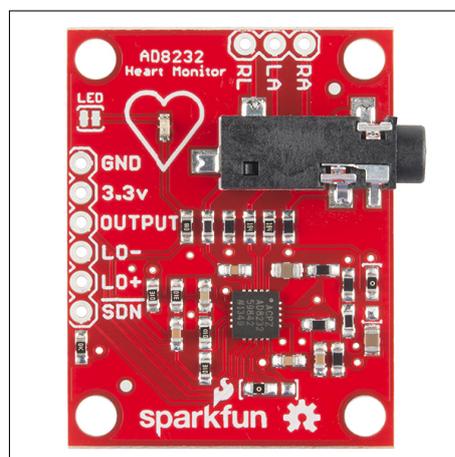


FIGURA 27: Placa Sparkfun Single Lead Heart-Rate Monitor - AD8232<sup>24</sup>

El integrado AD8232 cuenta con un amplificador de instrumentación, permite realizar un filtrado tanto pasa-alto como pasa-bajo de la señal y cuenta con un amplificador operacional que puede ser utilizado para amplificar aún más la señal, entre otras características. Se destaca su bajo consumo de corriente, de sólo 170  $\mu\text{A}$ , algo que resulta crucial en dispositivos alimentados a batería. El diagrama en bloques funcional del integrado se puede ver en la figura 28.

A continuación se irán detallando las distintas etapas del circuito correspondiente a la placa de adquisición de SparkFun. El diseño de este circuito responde

---

<sup>24</sup>Fuente: <https://cdn.sparkfun.com//assets/parts/9/3/4/4/12650-04.jpg>. Última visita a la página: 5/10/2016

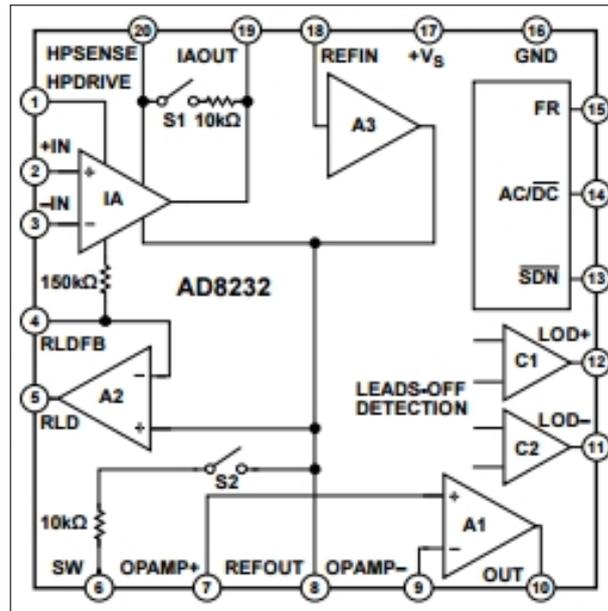


FIGURA 28: Diagrama funcional en bloques de AD8232<sup>25</sup>

a uno de los recomendados por el fabricante del AD8232 en la hoja de datos del mismo, para una configuración de “monitor cardíaco”.

### Alimentación

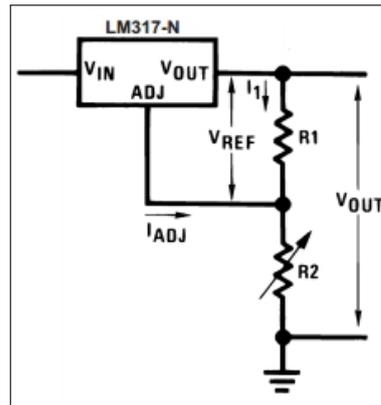
Como se mencionó, la tensión de alimentación requerida para el AD8232 es de entre 2 y 3.5 V. En este caso, se utilizó una batería de 9 v a partir de la cual se obtuvo una tensión de cerca de 3 V utilizando un regulador de tensión LM317 (ver Fig. 29). Se estableció R1 en 220 Ω y R2 en 330 Ω, y la tensión de salida del regulador ( $V_{OUT}$ ) está dada por:

$$V_{OUT} = 1.25 V \left( 1 + \frac{R2}{R1} \right) = 3.125 V \quad (3)$$

### Amplificador de instrumentación y filtro pasa-alto

La etapa fundamental del AD8232 es el amplificador de instrumentación. Se trata de un circuito que amplifica la diferencia entre las tensiones de entrada entre

<sup>25</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 9/10/2016

FIGURA 29: LM317<sup>26</sup>

los dos electrodos, al tiempo que rechaza las señales que son comunes a ambos (ruido e interferencia). Se compone de una etapa de entrada y un amplificador. Todos los componentes de este tipo de amplificador son internos al dispositivo, lo cual permite que las especificaciones estén garantizadas y que el usuario pueda contar con un cierto nivel de performance asegurada por el fabricante y que no depende de un diseño propio. Algunas de las características fundamentales que debería presentar un amplificador de instrumentación son:

- **CMRR alto:** La propiedad recién descrita de cancelar las señales de modo común y amplificar las diferenciales se mide con el CMRR o Coeficiente de Rechazo al Modo Común, que se define como:

$$CMRR (dB) = 20 \log_{10} \left( \frac{A_d}{A_c} \right) \quad (4)$$

Donde  $A_d$  es la ganancia diferencial y  $A_c$  es la ganancia de modo común. El CMRR se especifica para una frecuencia específica. Por supuesto que este parámetro debería ser lo más alto posible, y en el caso de los amplificadores de instrumentación el CMRR suele estar entre los 70 y 100 dB en corriente continua y con una ganancia diferencial unitaria. El amplificador debería tener un valor alto de CMRR para el rango de frecuencias que es de interés, incluyendo la frecuencia de línea.

- **Tensión de *offset* y deriva bajos:** La tensión de *offset* de los amplificadores de instrumentación debe ser baja igual que en cualquier amplificador. En este caso, esta tensión está dada por la ganancia multiplicada por el *offset*

<sup>26</sup>Fuente: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/lm117.pdf>. Última visita a la página: 7/10/2016

de las entradas, sumadas al *offset* del amplificador de salida. En cuanto a la deriva del *offset*, hace referencia a las variaciones del mismo con los cambios de temperatura, y en los amplificadores de instrumentación está en el orden de los microvoltios.

- **Impedancia de entrada alta y simétrica:** Las impedancias de ambas entradas del amplificador deberían ser altas y ser lo mas parecidas posibles. Un valor alto de impedancia de entrada evita cargar a la señal de entrada, lo que podría provocar su atenuación. Este parámetro típicamente está entre los  $10^9$  y  $10^{12} \Omega$ .
- **Corriente de polarización de entrada baja:** Las corrientes de polarización son la que fluyen de o hacia las entradas del amplificador. La diferencia entre ambas corrientes de polarización se denomina corriente de *offset* de entrada. Las corrientes de polarización multiplicadas por las resistencias de las entradas, producen una tensión. La diferencia entre las dos tensiones así generadas en ambas entradas, produce un *offset* que se suma al que es propio del amplificador mencionado anteriormente. Por lo tanto, estas corrientes y especialmente la diferencia entre ellas debe ser lo más baja posible y suele estar entre 1 pA y 50 nA. Deben existir caminos de retorno resistivos para las corrientes de polarización, o de lo contrario pueden cargar capacitancias parásitas y hacer crecer la tensión de modo común hasta saturar el amplificador.
- **Bajo ruido:** Como el amplificador de instrumentación maneja señales de baja amplitud, no debe agregar ruido propio al que es inherente a la señal.

En la figura 30, se puede observar el amplificador de instrumentación que trae incorporado el AD8232. Tiene un CMRR de 80 dB para un rango de frecuencias de entre 0 y 60 Hz (lo cual, por lo tanto, incluye la frecuencia de línea). La impedancia de entrada es de  $10 \text{ G}\Omega$ . Las corrientes de polarización típicas son de 50 pA, y la corriente de *offset* de entrada es de 25 pA. La ganancia del amplificador es de 100.

Dentro de esta etapa se incluye un amplificador que permite hacer un filtrado pasa-alto y eliminar la corriente continua (denominado “HPA” en la figura). Esto permite eliminar los *offsets* de los electrodos de hasta 300 mV, y también señales de baja frecuencia como la desviación de la línea de base. Conectando una red RC entre la salida del amplificador de instrumentación y la entrada inversora del amplificador HPA, se conforma un integrador que retroalimenta las señales de baja frecuencia hacia el amplificador de instrumentación, eliminándolas sin saturar

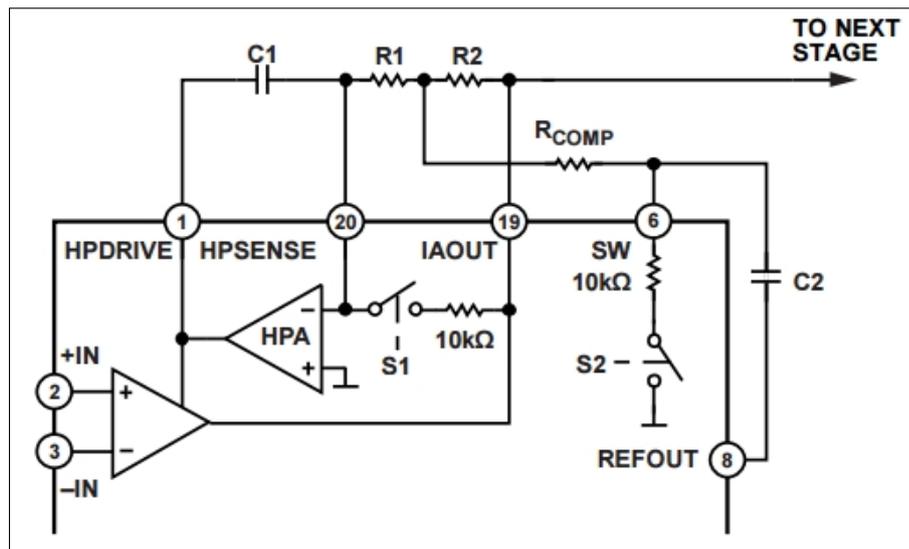


FIGURA 30: Etapa de amplificador de instrumentación en placa SparkFun AD8232<sup>27</sup>

ningún nodo y manteniendo la ganancia. Dependiendo de cómo se conecten las resistencias y capacitores externos, se puede lograr un filtro pasa-alto de uno, dos o tres polos. Un mayor número de polos mejora el rechazo al ruido de baja frecuencia, pero como contraparte produce una mayor distorsión de la señal y requiere de un número mayor de componentes. En el caso de la placa de SparkFun, el filtro es de dos polos como se ve en la figura. En la hoja de datos del AD8232, se ofrecen algunas recomendaciones de diseño respecto de los valores de las resistencias y capacitores que componen el filtro:

$$R1 = R2 > 100 \text{ k}\Omega \quad (5)$$

$$C1 = C2 \quad (6)$$

$$R_{COMP} = 1.4 R1 \quad (7)$$

La placa de SparkFun sigue estas recomendaciones, y en el circuito de la misma los valores de las resistencias y los capacitores (ver Fig. 19) se fijaron en:

$$C1 = C2 = 0.33 \text{ }\mu\text{F} \quad (8)$$

<sup>27</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 9/10/2016

$$R1 = R2 = 10 \text{ M}\Omega \quad (9)$$

$$R_{COMP} = 1.4 \text{ M}\Omega \quad (10)$$

La frecuencia de corte del filtro está dada por la siguiente ecuación:

$$F_c = \frac{10}{2\pi\sqrt{C1 R1 R2 C2}} \approx 0.438 \text{ Hz} \quad (11)$$

### Masa virtual

El AD8232 opera con una única fuente. Incorpora un *buffer* de referencia para crear una masa virtual entre la tensión de alimentación y la masa común. La señal de salida del amplificador de instrumentación está referenciada a esta masa virtual. Es decir, si hay una tensión diferencial de cero voltios, la tensión a la salida del amplificador de instrumentación tendrá el valor de esta tensión de referencia. Este nivel de tensión se establece en el pin REFIN, y en el caso de la placa de SparkFun se logra con un divisor de tensión (ver Fig. 31).

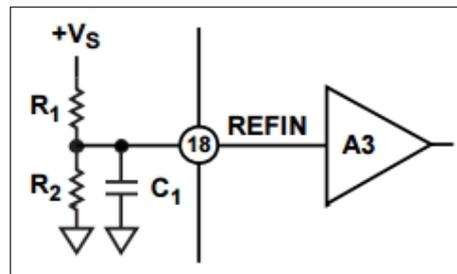


FIGURA 31: Buffer de referencia<sup>28</sup>

Ambas resistencias del divisor son iguales y por lo tanto se obtiene como tensión de referencia la mitad de la tensión de alimentación:

$$V_{REF} = \frac{R2}{R1 + R2} 3.125 \text{ V} = \frac{1}{2} 3.125 \text{ V} = 1.5625 \text{ V} \quad (12)$$

<sup>28</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 9/10/2016

Al utilizar una referencia de la mitad de la máxima tensión de salida del amplificador que es la de alimentación, se logra que el rango de tensiones que es posible amplificar sea simétrico para tensiones positivas y negativas.

#### Circuito de pierna derecha o *Right Leg Drive (RDL)*

El AD8232 incluye un circuito de pierna derecha, que permite lograr un rechazo aún mayor al ruido y a la interferencia de línea (ver Fig. 32) Un amplificador invierte la señal de modo común presente en las entradas del amplificador de instrumentación, y la corriente de salida de este amplificador (A2 en la figura) es retroalimentada al paciente a través del electrodo de pierna derecha.

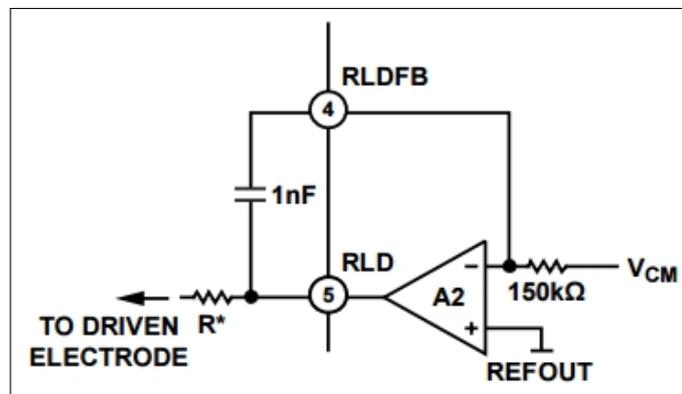


FIGURA 32: Circuito de pierna derecha<sup>29</sup>

El capacitor conectado entre los pines RLDFB y RLD crea un integrador, y el valor de este capacitor determinará la ganancia del amplificador de RLD para la frecuencia de la señal de interferencia (fundamentalmente la frecuencia de línea). Cuanto más chico sea el valor de este capacitor más ganancia tendrá el amplificador para la frecuencia a rechazar, y por lo tanto más se verá disminuido el ruido. Sin embargo, valores demasiado bajos para este capacitor pueden causar inestabilidad en el circuito. La placa de SparkFun utiliza el valor recomendado por la hoja de datos del AD8232, que es de 1 nF.

<sup>29</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 7/10/2016

### Circuito de establecimiento rápido

Como el filtro pasa-alto tiene una frecuencia de corte muy baja, permite el paso de señales de baja frecuencia que pueden demorar varios segundos en establecerse, lo cual puede resultar engorroso en un principio cuando se conectan los electrodos. Para evitar esto, la salida del amplificador de instrumentación se conecta a un comparador que detecta cuando ésta se va a saturar y cierra las llaves S1 y S2 (ver Fig. 33). Al cerrarse estas llaves, se cierran dos caminos resistivos de  $10\text{ k}\Omega$ : uno entre los pines HPSENSE e IAOUT y otro entre SW y REFOUT (ver Fig. 30). Estas resistencias quedan en paralelo con las externas formando filtros pasa-alto con una frecuencia de corte más alta que la anterior, y permitiendo de esta manera filtrar temporalmente las señales de baja frecuencia que demoran el tiempo de establecimiento.

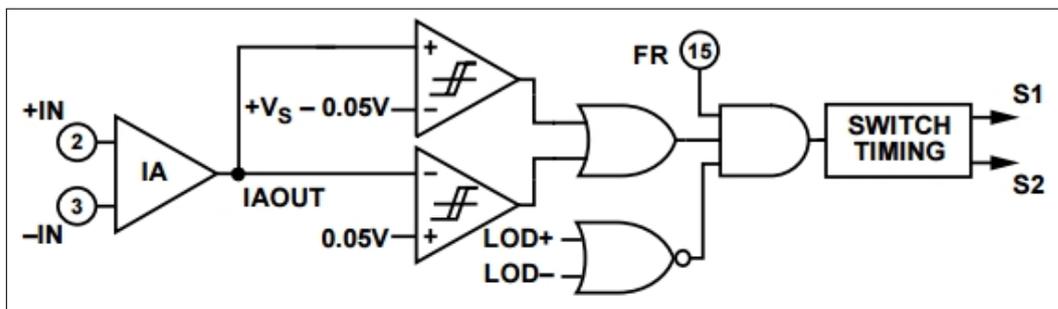


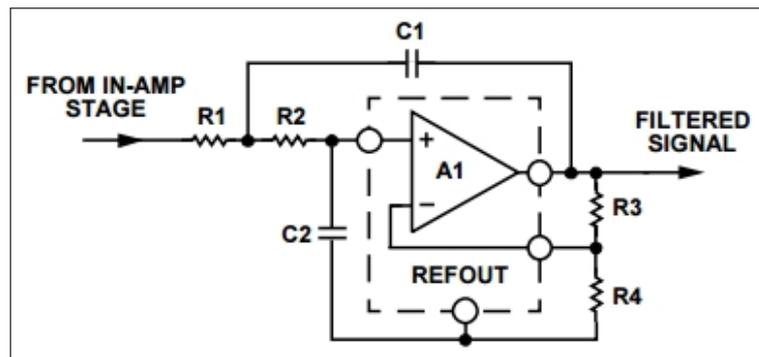
FIGURA 33: Circuito de establecimiento rápido<sup>30</sup>

### Filtro pasa-bajo y ganancia adicional

Además de los amplificadores propios de la etapas de amplificador de instrumentación, circuito de pierna derecha y buffer de referencia, el AD8232 incluye un amplificador operacional que puede ser utilizado para un doble propósito: filtrar el ruido de alta frecuencia (como el que es producido por las contracciones musculares), y obtener una mayor ganancia.

Al igual que en el caso del filtro pasa-alto, el pasa-bajo puede ser de uno o más polos. En la placa de SparkFun, se implementó un filtro de dos polos con topología Sallen-Key (ver Fig. 34).

<sup>30</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

FIGURA 34: Filtro pasa-bajo y ganancia adicional<sup>31</sup>

Los valores de las resistencias y los capacitores en este caso son:

$$R1 = R2 = 1 \text{ M}\Omega \quad (13)$$

$$R3 = 1 \text{ M}\Omega \quad (14)$$

$$R4 = 100 \text{ k}\Omega \quad (15)$$

$$C1 = 1.5 \text{ nF} \quad (16)$$

$$C2 = 10 \text{ nF} \quad (17)$$

La ganancia del amplificador es:

$$G = 1 + \frac{R3}{R4} = 11 \quad (18)$$

Como la ganancia del amplificador de instrumentación es de 100, el sistema tiene una ganancia total de  $100 \times 11 = 1100$ . La amplitud de la señal de ECG medida en la superficie de la piel está en el orden de los milivoltios. Con esta magnitud de ganancia, la señal final de salida de la placa de SparkFun es del orden de los voltios, lo cual resulta adecuado para la conversión analógico-digital a realizar posteriormente.

<sup>31</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

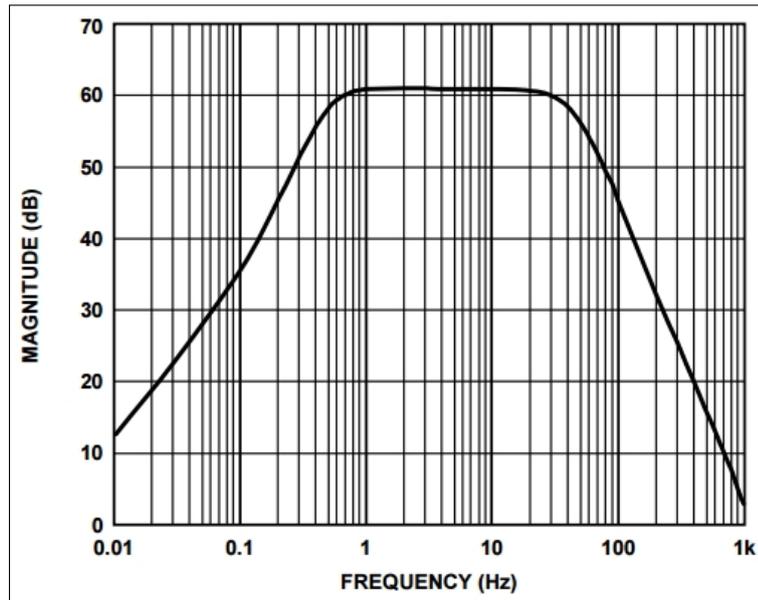


FIGURA 35: Diagrama de Bode de ambos filtros<sup>32</sup>

La frecuencia de corte del filtro pasa-bajo está dada por la siguiente ecuación:

$$F_c = \frac{1}{2\pi\sqrt{C1 R1 R2 C2}} \approx 41.094 \text{ Hz} \quad (19)$$

La combinación del filtro pasa-bajo logrado con el amplificador de instrumentación y de este último filtro pasa-alto realizado con un amplificador operacional equivale a un filtro pasa-banda. En la figura 35, se puede ver el diagrama de Bode que caracteriza a la respuesta en frecuencia del sistema en su totalidad. Este diagrama muestra la ganancia del sistema en decibeles para distintos valores de frecuencia. La ganancia para las frecuencias no filtradas es de 1100, lo que en decibeles equivale a:

$$G \text{ (dB)} = 20 \log_{10} (1100) \approx 60.828 \text{ dB} \quad (20)$$

Las ganancias en las frecuencias de corte de los filtros debe ser de 3 dB menos que la de la frecuencia central. Efectivamente, en la figura se observa que en las frecuencias de 0.5 Hz y 40 Hz aproximadamente, la ganancia es de 57 dB. El ancho de banda utilizado se corresponde con el que se dijo en un principio que era adecuado para el monitoreo ambulatorio del ECG.

<sup>32</sup>Fuente: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

### 3.3. Digitalización

Una vez obtenida la señal de ECG ya debidamente amplificada y filtrada por el circuito de adquisición, es necesario convertir esta señal analógica a una señal digital que pueda ser transmitida por Bluetooth. Para este proyecto, se utilizó para digitalizar la señal el conversor A/D que trae incorporado el microcontrolador PIC16F887, debido a que éste también es de utilidad para la etapa de transmisión de la señal vía Bluetooth y se prefirió integrar estos aspectos en el microcontrolador en vez de incorporar un conversor A/D externo para realizar la digitalización.

El microcontrolador requiere una alimentación de entre 2 y 5.5 V, sin embargo en los parámetros típicos establecidos en la hoja de datos se considera una tensión de alimentación de 5 V. Por eso, se hace uso de un segundo regulador de tensión LM317 para obtener los 5 v a partir de la batería de 9 V (*ver Fig. 29*). En este caso  $R1 = 330 \Omega$  y  $R2 = 1 k\Omega$  y la tensión exacta obtenida a la salida del regulador es de 5.038 V. Para poder trabajar, el microcontrolador requiere una señal de clock, que puede provenir de un oscilador interno o bien de un circuito externo. En este caso se optó por la segunda opción y se armó un oscilador externo con un cristal de cuarzo de 4 MHz (*ver Fig. 19*).

De los 40 pines que conforman el PIC, 14 pueden entre otras funciones ser canales de entrada para el conversor A/D. En este caso, la salida de la placa de adquisición se conectó al pin AN2, que se configuró como pin de entrada, como entrada analógica y como canal del conversor. En la figura 36, se puede ver un diagrama en bloques correspondiente al conversor A/D utilizado.

Algunas de las especificaciones relativas a la conversión son las siguientes:

- **Frecuencia de muestreo:** Convertir la señal analógica a una digital implica discretizar la señal, es decir, tomar valores de la misma cada cierto período fijo de tiempo. Esto se denomina muestreo, y la frecuencia a la que se toman las muestras depende de la frecuencia máxima que presenta la señal. De acuerdo con el teorema del muestreo de Nyquist-Shannon, la señal analógica puede ser reproducida fielmente a partir de la digital si la frecuencia de muestreo es de al menos el doble de la máxima frecuencia de la señal:

$$F_m > 2 F_{maxima} \quad (21)$$

En el caso de la señal de ECG, sabemos que presenta componentes de frecuencia de hasta 150 Hz, pero en la etapa de filtrado se procuró eliminar todas aquellas frecuencias superiores a los 40 Hz. Por lo tanto, la frecuencia de muestreo debería ser de al menos 80 Hz. Se eligió fijar la frecuencia

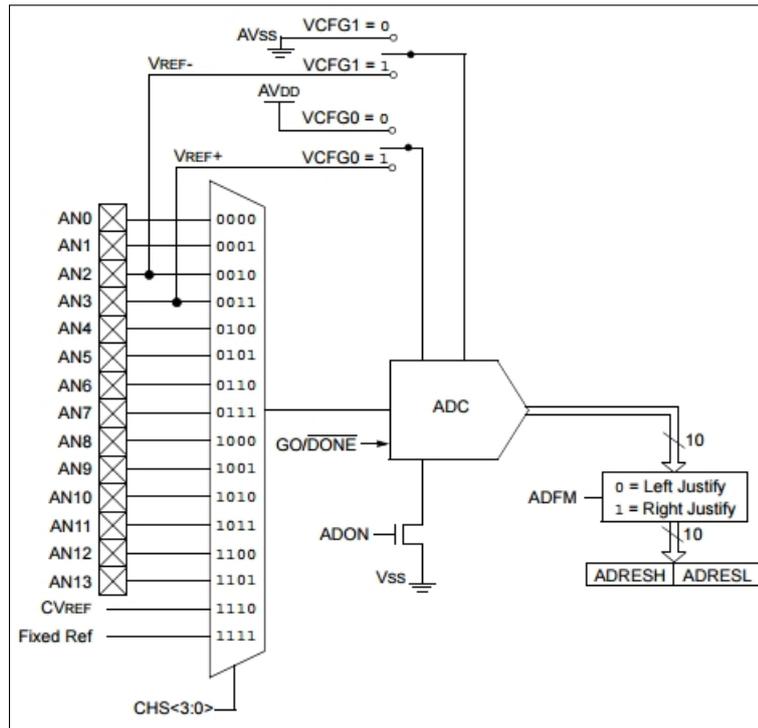


FIGURA 36: Conversor A/D del PIC16F887<sup>33</sup>

de muestreo en 360 Hz porque en la etapa de reconocimiento de las clases de latidos, se trabajó con una base de datos en la cual las señales están muestreadas a esa frecuencia, como se podrá ver en el capítulo siguiente. El período de muestreo se define como la inversa de la frecuencia y es:

$$T_m = \frac{1}{f_m} \approx 2.778 \text{ ms} \quad (22)$$

- Tensión de referencia:** Es la tensión con la que se compara la entrada analógica para producir la salida digital. Equivale a la máxima tensión que se puede convertir. Si no se indica otra cosa, el PIC toma como tensión de referencia del convertidor la tensión de alimentación, es decir, aproximadamente 5 V.
- Resolución:** La resolución de un convertidor A/D indica el número de valores discretos que se pueden obtener a la salida del convertidor. El PIC utilizado tiene un convertidor A/D con una resolución de 10 bits, es decir, que codifica la entrada analógica a uno de 1024 ( $2^{10}$ ) valores posibles. El LSB (*Least*

<sup>33</sup>Fuente: <http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/41291D.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

*Significant Bit*) es el mínimo cambio de tensión que debe producirse en la entrada analógica para que cambie la salida digital, y se calcula de la siguiente manera:

$$LSB = \frac{V_{REF}}{2^n - 1} = \frac{5 V}{1023} \approx 4.887 mV \quad (23)$$

Donde  $V_{REF}$  es la tensión de referencia, y  $n$  es la resolución del conversor.

- **Exactitud:** La exactitud se refiere a cuán próxima está la salida digital a la esperada teóricamente para una determinada entrada analógica. El conversor A/D presenta un error intrínseco que se denomina error de cuantización, y que es de  $\pm 1/2$  LSB. A modo de ejemplo, si se tuviera un conversor de 3 bits de resolución con una tensión máxima a convertir de 7 V, el LSB tendría un valor de  $7/2^3 = 1$  V, y todos los valores comprendidos entre, por ejemplo, 5.5 V y 6.5 V estarían representados por un mismo código digital (110). En la realidad, a este error intrínseco del conversor se le suman otros errores extrínsecos, que producen desviaciones de la recta ideal de salida vs. entrada o no linealidades en la misma.
- **Tiempo de adquisición:** Para evitar que la amplitud de la señal cambie durante el proceso de ser convertida, a la entrada del conversor A/D se coloca un circuito *sample and hold*. Se toma una muestra de la señal y luego se abre una llave de manera tal que el valor muestreado quede almacenado en un capacitor. Este valor es el que convierte el conversor A/D. La llave permanece abierta hasta que termina la conversión y se cierra al momento de tomar una nueva muestra. Se denomina “tiempo de adquisición” al requerido para que la llave se cierre y el capacitor se cargue. En el conversor utilizado, este tiempo es de 11.5  $\mu s$ .
- **Tiempo de conversión:** Es el tiempo entre el comienzo de la conversión y la finalización de la misma. En la hoja de datos del PIC, se especifica en términos de TADs, donde TAD es el tiempo para convertir un único bit. El tiempo de conversión es de 11 TADs, y el valor del TAD depende de la frecuencia de reloj que se le de al conversor. Se puede fijar esta frecuencia de reloj como una fracción de la frecuencia de reloj del microcontrolador o bien a partir de una fuente externa. El valor del TAD para distintas frecuencias de oscilación del microcontrolador ( $F_{OSC}$ ) y para distintas fuentes de frecuencia de reloj para el conversor se puede observar en la tabla 5.

Los valores en gris están fuera del rango de recomendación. La suma del tiempo de adquisición y el tiempo de conversión no debe exceder el período de muestreo, es decir, era necesario que se cumpla lo siguiente:

TABLA 5: Valor de TAD para distintas frecuencias de reloj

Fuente de reloj de conversor	Frecuencia de reloj del dispositivo ( $F_{OSC}$ )			
	20 MHz	8 MHz	4 MHz	2 MHz
$F_{OSC}/2$	100 ns	250 ns	500 ns	$2 \mu s$
$F_{OSC}/8$	400 ns	$1 \mu s$	$2 \mu s$	$8 \mu s$
$F_{OSC}/32$	$1.6 \mu s$	$4 \mu s$	$8 \mu s$	$32 \mu s$
$F_{RC}$	$2-6 \mu s$	$2-6 \mu s$	$2-6 \mu s$	$2-6 \mu s$

$$\begin{aligned}
 T_{ACQ} + T_{CONV} &< T_m \\
 T_{ACQ} + 11 T_{AD} &< T_m \\
 T_{AD} &< \frac{T_m - T_{ACQ}}{11} \\
 T_{AD} &< 251.5 \mu s
 \end{aligned} \tag{24}$$

Donde  $T_{ACQ}$  es el tiempo de adquisición y  $T_{CONV}$  es el tiempo de conversión. Como se puede observar, con cualquiera de los valores de la figura se logra un tiempo total de adquisición y conversión menor al requerido. Teniendo como oscilador del microcontrolador un cristal de 4 MHz, se eligió el mínimo tiempo de conversión dentro de los rangos aceptables y por lo tanto se fijó como fuente de reloj del conversor  $F_{OSC}/8$ . Esto da como resultado un TAD de  $2 \mu s$  y un tiempo de conversión de  $22 \mu s$ , al que se le suman los  $11.5 \mu s$  de adquisición.

En el programa grabado en el PIC, se utiliza uno de los *timers* que incluye el microcontrolador para generar una interrupción cada un determinado tiempo lo más próximo posible al período de muestreo. El registro correspondiente al *timer* (TMR0) va aumentando en 1 con cada ciclo de instrucción, que es el tiempo que tarda el microcontrolador en leer y ejecutar una instrucción en lenguaje de máquina. Cada ciclo de instrucción demanda 4 ciclos de reloj, por lo cual:

$$\text{Ciclo de instrucción} = \frac{1}{F_{OSC}/4} = \frac{1}{1 \text{ MHz}} = 1 \mu s \tag{25}$$

Cuando ocurre un *overflow* en el registro de TMR0, es decir, cuando el valor de este registro pasa de 255 a 0, se genera una interrupción. En el programa, en principio se configuró el valor inicial del registro TMR0 después de cada interrupción del timer en 72, para generar una interrupción cada 184 (256 - 72) ciclos de

instrucción ( $184 \mu s$ ). Sin embargo, al *debuggear* el programa, se utilizó una función que incorpora el entorno de desarrollo MPLAB X para microcontroladores PIC denominada *stopwatch*, que permite medir los ciclos de instrucción transcurridos entre *breakpoints*. Se observó que, debido a que el programa se escribió en C y el compilador traduce este programa a lenguaje de máquina, existía un retardo adicional de unos 24 ciclos de instrucción, transcurridos entre el *overflow* del *timer* y el momento en el que el programa ejecutaba la instrucción correspondiente a volver a asignar el valor inicial al registro TMR0. El tiempo real entre interrupciones del Timer 0 era de  $210 \mu s$ , en vez de los 184 requeridos. Lograr una frecuencia de muestreo lo más cercana posible a la deseada era crucial, debido a que en la posterior etapa de filtrado digital, visualización y análisis de la señal se asume una frecuencia de muestreo específica. Por este motivo, se fijó el valor inicial del *timer* seteado después de cada interrupción en  $72 + 24$  (por los 24 ciclos extra de retardo) = 96. A su vez, se definió un contador que va aumentando en 1 cada vez que interrumpe el *timer*, y al llegar a 15 se da por iniciada la conversión analógico-digital. De esta manera, el período de muestreo real programado en el PIC sería:

$$T_m = 15 \times 184 \mu s \times \frac{1}{1 \text{ MHz}} = 2.76 \text{ ms} \quad (26)$$

Y la frecuencia real de muestreo es:

$$F_m = \frac{1}{T_m} = 362.319 \text{ Hz} \quad (27)$$

$$Error = \frac{F_{m_{real}} - F_{m_{deseada}}}{F_{m_{deseada}}} \times 100 = 0.64 \% \quad (28)$$

La frecuencia de muestreo real resulta muy próxima a la frecuencia de 360 Hz que se pretendía lograr. Con el *stopwatch*, se midió el tiempo transcurrido entre la obtención de una muestra y la siguiente para corroborar los cálculos realizados, y se comprobó que este tiempo efectivamente es de 2.761 ms.

Cuando la conversión termina, se genera otra interrupción, en la cual se obtiene el resultado de la conversión y se procede con la etapa de transmisión del mismo. Como el microcontrolador es de 8 bits y el conversor tiene una resolución de 10 bits, se necesitan dos registros para almacenar el resultado: ADRESH y ADRESL. El resultado puede estar alineado a la izquierda o a la derecha, aquí se optó por alinearlo a la derecha (*ver Fig. 37*).

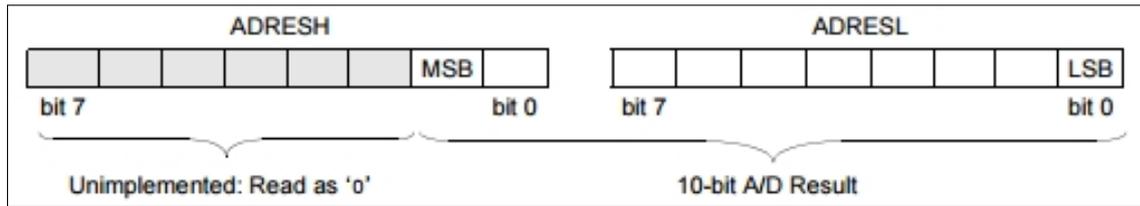


FIGURA 37: Resultado de la conversión A/D<sup>34</sup>

### 3.4. Transmisión vía Bluetooth

Cada vez que se termina de convertir una muestra de la señal analógica, es necesario enviarla por Bluetooth a la aplicación móvil, para que ésta pueda graficar la señal de manera lo más cercana posible al tiempo real y pueda también analizarla y ofrecer información sobre la misma lo más rápido posible. La comunicación por Bluetooth se realiza por ondas de radiofrecuencia, en la banda de los 2.4 GHz. Se decidió utilizar Bluetooth para transmitir la información debido a que este tipo de conexión inalámbrica presenta las siguientes ventajas:

- En la actualidad todos los *smartphones* cuentan con conectividad Bluetooth
- La conectividad Bluetooth está disponible de manera permanente, a diferencia de, por ejemplo, el Wi-Fi que está disponible en lugares físicos determinados
- No representa costos para el usuario, al contrario del GPRS

Para lograr la transmisión, en un principio se envían los valores de los registros correspondientes al resultado de la conversión a un módulo del microcontrolador denominado EUSART (*Enhanced Universal Synchronous Asynchronous Receiver Transmitter*), comúnmente llamado “puerto serie”. Este módulo se encarga de enviar o recibir de manera serial (es decir, un bit tras otro) datos hacia o desde algún dispositivo periférico.

Un diagrama en bloques de la parte de transmisión de datos del EUSART en modo asíncrono puede verse en la figura 38. Cada transmisión comienza con un bit de comienzo, 8 o 9 bits del dato a transmitir y un bit de finalización. El principal registro del diagrama es el TSR (*Transmit Shift Register*), pero éste no es accesible por software sino que recibe los datos de un registro que hace de *buffer* denominado TXREG. Cuando se escribe un dato en el TXREG, éste pasa al TSR si el registro

<sup>34</sup>Fuente: <http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/41291D.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

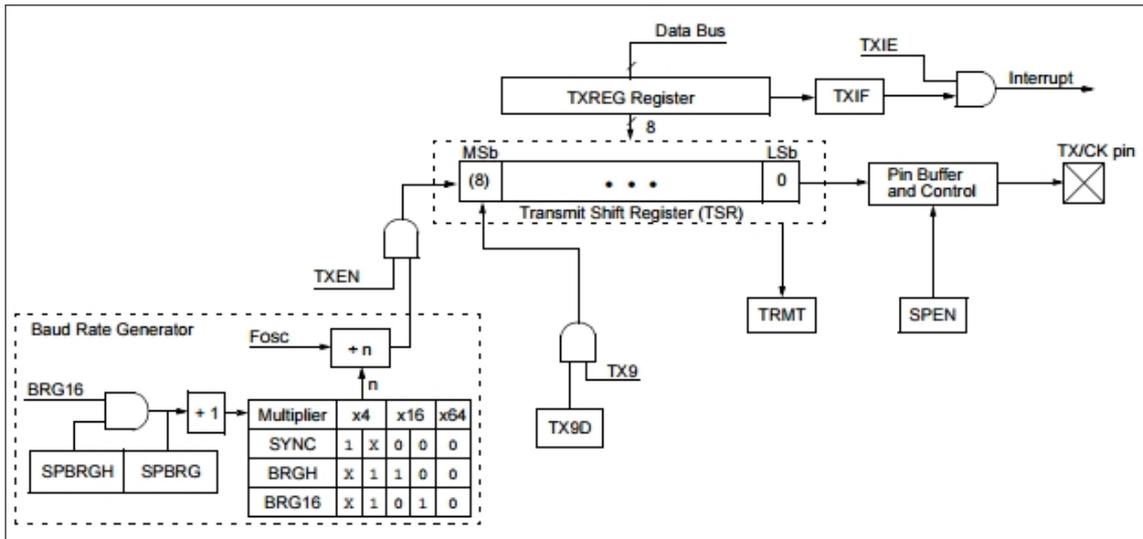


FIGURA 38: Diagrama en bloques de EUSART (transmisión)<sup>35</sup>

está vacío, de lo contrario es retenido en el TXREG hasta que se transmita el bit de finalización del dato anterior.

Los datos escritos en el TXREG están disponibles en el pin de TXR del PIC. Para poder enviarlos por Bluetooth se conectó este pin con el correspondiente a RX de un módulo Bluetooth con protocolo SPP (Serial Port Protocol), denominado HC-05 (ver Fig. 39), el cual presenta seis pines. Dos son para la alimentación, que puede estar entre 3.6 y 6 V, por lo que se utiliza como tensión de alimentación la misma que para el microcontrolador PIC (aproximadamente 5 V). Dos pines corresponden a RX y TX, es decir, pines de recepción y transmisión de datos, y deben conectarse de manera “cruzada” con los pines correspondientes del microcontrolador. Finalmente tiene un pin KEY, que está conectado a una tecla en la placa del módulo y permite colocarlo en modo de configuración en caso de querer cambiar los ajustes por defecto, y un pin denominado STATE que se conecta a un LED que indica si el módulo está listo para vincular o si ya está vinculado con algún dispositivo (por ejemplo el *smartphone*) para enviar y recibir datos por Bluetooth. El módulo tiene un alcance máximo de 10 m.

Algunos aspectos relativos a la comunicación por puerto serie entre el microcontrolador y el HC-05 son:

- **Tasa de baudios:** Hace referencia al número de símbolos por segundo que es

<sup>35</sup>Fuente: <http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/41291D.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016

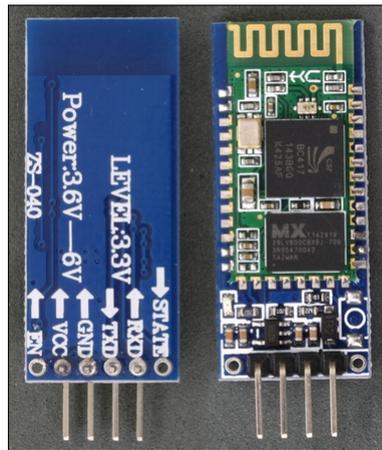


FIGURA 39: Módulo HC-05<sup>36</sup>

posible transmitir en una comunicación por puerto serie, es decir, es indicativa de la velocidad de la transmisión por puerto serie. La inversa de la tasa de baudios es el período de tiempo que un símbolo permanece disponible para su transmisión. La tasa de baudios elegida es de 19200 bits por segundo. Por cada byte que se envía, en realidad se envían 10 bits: 1 bit de START, 8 bits correspondientes al dato y 1 bit de STOP. Esto implica que, con la tasa de baudios seleccionada, el número de datos transmitidos por segundo es de:

$$\text{Bytes por segundo} = \frac{\text{Bits por segundo}}{10} = \frac{19200}{10} = 1920 \quad (29)$$

Y el tiempo que demanda la transmisión de cada byte es la inversa:

$$\text{Tiempo de transmisi3n de un byte} = \frac{1}{\text{Bytes por segundo}} \approx 0.521 \text{ ms} \quad (30)$$

Como por cada lectura del conversor A/D es necesario transmitir dos bytes, el tiempo para transmitir cada muestra es de poco más de 1 ms. Se comprueba que este tiempo es menor al período de muestreo.

Para que la comunicación se dé de manera efectiva, es necesario que la tasa de baudios del dispositivo que envía los datos y la del que los recibe sean iguales. Utilizando el modo de configuración del HC-05 se seleccionó una tasa de baudios de 19200, y luego se buscó fijar esta misma tasa en el módulo EUSART del microcontrolador. Para esto es necesario definir los valores

<sup>36</sup>Fuente: [http://www.martyncurrey.com/wp-content/uploads/2014/10/HC-06\\_zs-040\\_01\\_1200.jpg](http://www.martyncurrey.com/wp-content/uploads/2014/10/HC-06_zs-040_01_1200.jpg). Última visita a la página: 10/10/2016

correspondientes a los registros SPBRGH y SPBRG que son los que determinan la tasa de baudios, y al bit BGRH que en caso de estar en 1 multiplica la tasa de baudios determinada por 4. La hoja de datos del PIC da tablas con los valores adecuados para estos registros dependiendo de  $F_{OSC}$  y de la tasa de baudios que se desee, y explicita también el error entre la tasa de baudios deseada y la obtenida realmente. Se tiene que, teniendo el bit BGRH habilitado, la tasa de baudios se calcula a partir de la siguiente fórmula:

$$Tasa\ de\ baudios = \frac{F_{OSC}}{16(n+1)} \quad (31)$$

Donde  $n$  es el valor que se debe asignar al par de registros SPBRGH-SPBRG. Según las recomendaciones de la hoja de datos, para una  $F_{OSC}$  de 4 MHz y una tasa de baudios deseada de 19200 el valor de  $n$  debe ser 12. La tasa de baudios real obtenida es:

$$Tasa\ de\ baudios\ real = \frac{F_{OSC}}{16(12+1)} \approx 19230.77\ baudios \quad (32)$$

$$Error = \frac{Tasa\ de\ baudios\ real - Tasa\ de\ baudios\ deseada}{Tasa\ de\ baudios\ deseada} \times 100 \approx 0.16\% \quad (33)$$

- **Tamaño del dato:** El dato enviado por puerto serie puede ser de 8 o 9 bits. En este caso, se utilizó un tamaño de dato de 8 bits. Por defecto, el bit menos significativo es el que se transmite en primer lugar.
- **Protocolo de comunicación:** Como se mencionó, cada vez que el conversor A/D del PIC toma una muestra de la señal analógica y la convierte a un código digital, se obtiene un resultado de 10 bits. Al enviar por puerto serie, cada vez que se tiene que enviar el código binario correspondiente a una muestra de la señal es necesario enviar dos datos de 8 bits, dado que el puerto serie transmite paquetes de 8 bits. El módulo Bluetooth envía estos dos datos, uno detrás del otro, al *smartphone*. Para que al momento de recibirlos éste pueda discernir los bits que corresponden a la primera parte o la parte más significativa del resultado de aquellos que representan a la segunda, es necesario establecer algún protocolo de formateo de los datos que permita diferenciarlos. Con este objetivo, se estableció que los dos datos a enviar por el puerto serie presentarían el siguiente formato (*ver Fig. 40*):
  - Primer dato: Los cuatro bits más significativos (8-5) siempre son 0000. Los bits 3 y 2 corresponden a los dos bits del resultado almacenados en

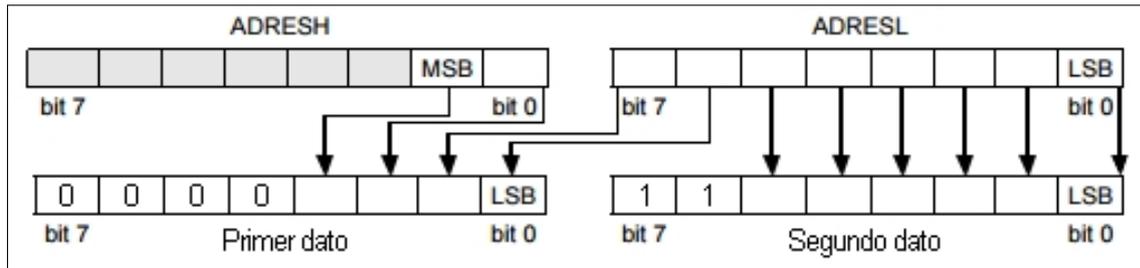


FIGURA 40: Protocolo de comunicación

el registro ADRESH. A los bits 1 y 0 se les asignan los valores de los bits más significativos del registro ADRESL. Es decir:

$$\text{Primer dato} = 00000000 + (\text{ADRESH} \ll 2) + (\text{ADRESL} \gg 6) \quad (34)$$

- Segundo dato: Los bits 8-7 siempre son 11, y son estos los que permiten efectivamente distinguir al segundo dato del primero. Los bits restantes corresponden a los 6 bits menos significativos del registro ADRESL:

$$\text{Segundo dato} = \text{ADRESL} | 11000000 \quad (35)$$

### 3.5. Consumo de corriente

Si bien para armar el prototipo por practicidad se utilizó una batería común de 9 V, la idea de este proyecto es que el sensor permita monitorear el ECG durante un período de tiempo más prolongado que el de un Holter. Como objetivo se fija que sea posible monitorear la señal por un tiempo de al menos 7 días. Para lograr esto, es necesario calcular el consumo total de corriente del dispositivo y evaluar qué tipo de batería sería la óptima. En la tabla 6, se puede observar el consumo de corriente para los componentes principales del prototipo: el AD8232, el microcontrolador y el módulo Bluetooth. El consumo total del prototipo es de 9.57 mA (considerando el consumo máximo del PIC y el consumo después del emparejamiento para el HC-05).

Sabiendo que la capacidad de la batería de 9 V utilizada (IEC 6F22) es de 400 mAh, se puede calcular cuál sería la vida útil de esta batería alimentando al prototipo fabricado:

$$\text{Vida util} = \frac{\text{Capacidad de la batería (mAh)}}{\text{Consumo del dispositivo (mA)}} \times 0.7 \approx 29.258 \text{ horas} \quad (36)$$

### 3.5. Consumo de corriente

TABLA 6: Consumo de corriente de los componentes del prototipo

Componente	Consumo de corriente
AD8232	170 $\mu$ A
Microcontrolador PIC	1.4 mA (mximo para $V_{DD} = 5$ V y $F_{OSC} = 4$ MHz)
HC-05	30-40 mA durante emparejamiento 8 mA despus del emparejamiento
Consumo total	9.57 mA

El coeficiente de 0.7 se aplica para permitir tolerancia a factores externos que pueden afectar la vida til de la batera. Con esta batera, el dispositivo podra ser alimentado durante poco ms de un da completo.

Para permitir un monitoreo continuo a lo largo de un lapso de 7 das, la capacidad de la batera debera ser:

$$Capacidad = \frac{7 \times 24 \text{ h} \times Consumo \text{ del dispositivo}}{0.7} \approx 2296.8 \text{ mAh} \quad (37)$$

Una buena alternativa para lograr una vida til cercana al objetivo sera utilizar una batera LiPo. Estas bateras utilizan la tecnologa ion-litio, son recargables y son ms livianas y flexibles que otras bateras, lo cual resulta muy til para un dispositivo *wearable* como el de este proyecto. Tienen un voltaje nominal de 3.7 V. Esta tensin es aceptable para alimentar el PIC y el mdulo Bluetooth, e incluso el PIC consumira menos corriente al estar alimentado con una tensin ms baja. Para alimentar el AD8232, se podra utilizar un regulador de tensin al igual que se hizo en el prototipo. Se pueden conseguir bateras LiPo de hasta 12000 mAh, si bien por lo general a medida que aumenta la capacidad tambin aumenta su tamao.

Otra opcin es, en vez de procurar aumentar la capacidad de la batera, buscar disminuir el consumo de corriente del dispositivo. El componente crtico en este sentido es el mdulo Bluetooth, que es el que mayor consumo de corriente presenta. Se podra reemplazar este componente por uno semejante pero que empleara la tecnologa BLE (*Bluetooth Low Energy*). Los mdulos que emplean este tipo de Bluetooth son capaces de entrar en modo *sleep* la mayor parte del tiempo, saliendo nicamente para transferir datos. El resultado es que el consumo puede llegar a ser 0.01 veces el que resulta de utilizar Bluetooth clsico. Algunas opciones de mdulos que aplican esta tecnologa son el HM-10 y el HM-11.

### 3.6. Medidas de seguridad eléctrica

La placa de adquisición de SparkFun incorpora como medida de seguridad una resistencia entre cada electrodo y el pin correspondiente de entrada del AD8232, con un valor tal que limita la corriente a un máximo de  $10 \mu\text{A}$ . De ser comercializado, el sensor debería cumplir con algunos estándares de seguridad eléctrica. Internacionalmente, la norma IEC 60601-1 plantea los requisitos generales para la seguridad y la performance esencial de aparatos y sistemas electromédicos. En Argentina, esto está regulado en la norma IRAM 4220-1. Además de cumplir con estas dos normativas, debería también satisfacer las exigencias enumeradas en una normativa particular, que reglamenta estos aspectos para equipos específicos modificando, reemplazando o agregando puntos de la norma general. En este caso, la norma particular aplicable sería la IEC 60601-2-47, que regula la seguridad básica y performance esencial en sistemas electrocardiográficos ambulatorios. Para el presente proyecto, por tratarse del desarrollo de un primer prototipo no se realizaron los ensayos correspondientes para la verificación de estas normas, dejando este paso para futuras continuaciones de la propuesta en otros Proyectos Integradores.

### 3.7. Costo de fabricación del prototipo

En la tabla 7, están enumerados los costos para cada uno de los componentes del prototipo fabricado.

TABLA 7: Costo de fabricación del prototipo

Componente	Costo [\\$]
Electrodos	30
Cable para electrodos	396
Placa SparkFun AD8232	459
PIC16F887	161
Módulo HC-05	180
Batería 9V	40
Componentes electrónicos varios	100
Costo total	1366

El costo total es de aproximadamente \$1366. Un monitor Holter ronda hoy en día un precio de venta de \$15.000, es decir que el gasto incurrido para la fabricación de este sensor representa aproximadamente un 10% del necesario para

### 3.7. Costo de fabricación del prototipo

---

adquirir un monitor Holter. El análisis de la señal se realiza en el *smartphone*, lo cual no representa ningún costo adicional. Si bien en esta comparación no se está teniendo en cuenta el valor agregado incluido en el precio del Holter por el diseño del mismo y el margen de ganancia que obtiene el fabricante, estos números nos dan una idea de que el sensor representa una alternativa económicamente provechosa en relación a los métodos de monitoreo ambulatorio de ECG utilizados tradicionalmente.



## Capítulo 4

# Clasificación de los latidos cardíacos

### 4.1. Conceptos previos: aprendizaje automático y redes neuronales artificiales

Parte de la información que debe brindar la aplicación con respecto a la señal de ECG obtenida es un conteo de cuántos latidos se produjeron de cada clase. Para poder lograr esto, el programa debe ser capaz de clasificar los distintos latidos con la menor probabilidad de error posible. Este problema se enmarca dentro de lo que se conoce como “reconocimiento de patrones”. Los médicos realizan a diario esta tarea por la simple observación al ver el ECG de sus pacientes, y ellos han aprendido a hacerlo a partir de la práctica. Debido a que las señales de ECG, al igual que gran parte de las señales biomédicas, presentan una gran variabilidad entre distintos pacientes y también un nivel importante de ruido, resultaría difícil enunciar una serie de reglas universales aplicables a todas las señales de ECG que permitieran a una computadora efectuar la clasificación de los latidos. En estos casos, el aprendizaje automático se presenta como una buena alternativa. Se trata de una rama de la Inteligencia Artificial, en la que no se escriben programas explícitos para resolver problemas sino que se busca que la computadora aprenda una solución a partir de los datos que se le presentan. El calificativo de “automático” hace referencia a que el proceso de aprendizaje se da sin intervención de un humano.

Dentro del campo del aprendizaje automático, se pueden distinguir dos grandes tipos de aprendizaje: el no supervisado y el supervisado. En el no supervisado, se aprende a partir de los datos de entrada sin recibir ningún *feedback*. Por el contrario, en el caso del supervisado los datos de entrada están clasificados, y el aprendizaje se va dando a partir de los ejemplos: con cada entrada debidamente etiquetada, se va ajustando la solución de acuerdo al error entre la salida y la

clasificación esperada. Este tipo de aprendizaje es el que más se asemeja al que realizamos los seres humanos, y es el que se utilizó para este proyecto porque es el que se parece a la forma en la que los médicos realizan la clasificación. Existen diferentes algoritmos de aprendizaje supervisado.

En este trabajo, se eligió utilizar con una red neuronal artificial (RNA), un modelo matemático inspirado en el comportamiento biológico de las neuronas y en la estructura del cerebro humano. Las redes neuronales artificiales pueden definirse como colecciones de unidades de procesamiento elementales denominadas neuronas. Las neuronas se agrupan en unidades estructurales denominadas capas, y un conjunto de capas conforma una red. Según la capa a la que pertenecen, encontramos neuronas de entrada, de salida y ocultas. Las de entrada son las que reciben información del exterior de la red, mientras que las de salida son aquellas que proporcionan la respuesta de la red neuronal. Las neuronas ocultas no tienen contacto con el exterior de la red sino que son internas a la misma, y permiten lograr representaciones más complejas de los datos de entrada.

Distintos números de capas y distintos números de neuronas en cada capa dan lugar a diversas topologías para las redes neuronales. Además, según el flujo de datos, las redes pueden clasificarse en unidireccionales (*feedforward*) o recurrentes (*feedback*). Las unidireccionales son aquellas en las que ninguna salida neuronal es entrada para neuronas de la misma capa o de capas precedentes, mientras que en las recurrentes ocurre lo contrario y por lo tanto se presentan lazos cerrados.

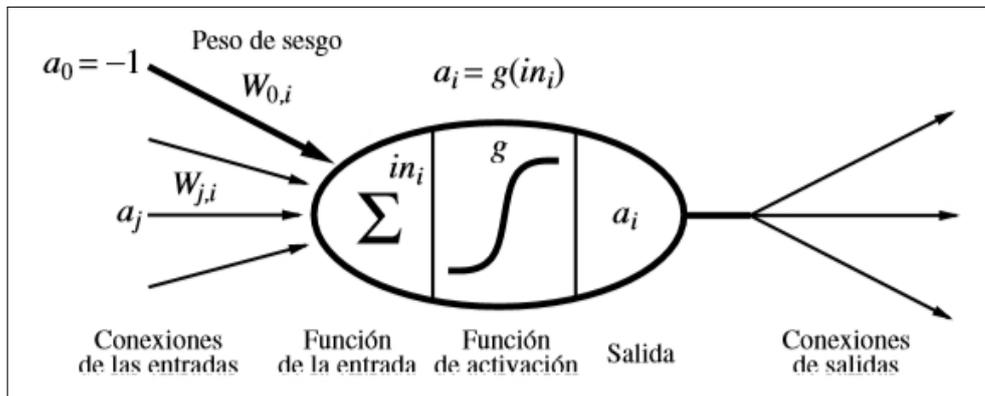


FIGURA 41: Modelo matemático de una neurona<sup>37</sup>

Como se puede observar en la figura 41, cada neurona  $i$  se caracteriza por:

<sup>37</sup>Fuente: Stuart Russell y Peter Norvig. *Inteligencia Artificial. Un enfoque moderno*. 2.<sup>a</sup> ed. Pearson, 2004.

- Entradas:** Las neuronas se conectan entre sí por uniones que asemejan a las sinapsis en el cerebro humano. Cada conexión entre dos neuronas tiene asociado un peso sináptico. Cada neurona  $j$  tiene un conjunto de entradas  $a_i$  y pesos sinápticos asociados  $w_{ij}$ , con  $i = 1, 2, \dots, n$ . Los pesos sinápticos pueden ser positivos, negativos o nulos. Un peso positivo indica una interacción excitadora entre las neuronas  $i$  y  $j$ , es decir, que siempre que la neurona  $i$  esté activa, la neurona  $j$  recibirá de ésta una señal que tenderá a activarla. Por el contrario, si el peso es negativo, la sinapsis es inhibitora y si la neurona  $i$  está activa envía una señal a la neurona  $j$  que tiende a desactivarla. Si el peso es nulo, significa que no existe conexión entre ambas neuronas.
- Función de entrada o de propagación:** Denotada con  $in_j$ , es la regla que combina los valores de entrada de una unidad y los pesos asociados a esas entradas. Existen muchas posibilidades de funciones de entrada distintas, pero la más utilizada es sencillamente la combinación lineal de los valores de entrada y los pesos sinápticos:

$$in_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} \times a_i \quad (38)$$

Además de los pesos sinápticos, se suele incluir un parámetro denominado umbral, sesgo o *bias* en inglés, que asemeja al umbral de las neuronas en el cerebro, que es el valor mínimo para que se produzca la excitación de la neurona. Este valor se resta, de la siguiente manera:

$$in_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} \times a_i - \theta_j \quad (39)$$

Si se representa al umbral como una entrada  $a_0 = -1$  con un peso sináptico asociado  $w_{0j} = \theta$ , se puede reescribir la última ecuación como:

$$in_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} \times a_i \quad (40)$$

- Función de activación o de transferencia:** Representa el estado de activación de la neurona y también su salida, y es una función de la función de entrada:

$$a_j = g(in_j) = g\left(\sum_{i=0}^n w_{ij} \times a_i\right) \quad (41)$$

Esta función puede ser simplemente un umbral, en cuyo caso la neurona se denomina “perceptrón”, o bien una función sigmoidea, que le da a la neurona el nombre de “perceptrón sigmoideo”. Ejemplos de ambos tipos de funciones pueden verse en la figura 42. Estas funciones de activación no lineales le confieren a las redes neuronales la propiedad de poder aprender relaciones no lineales entre las entradas y las salidas. Esto es lo que hace que puedan ser utilizadas para resolver una gran variedad de problemas.

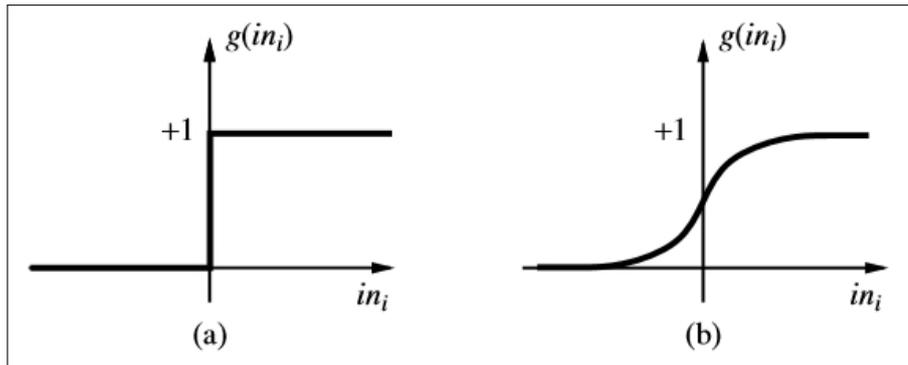


FIGURA 42: Ejemplos de funciones de activación: umbral (a) y sigmoide (b)<sup>38</sup>

El proceso por el cual la red neuronal aprende a computar la salida correcta para distintas entradas se denomina “entrenamiento”, y consiste en una adaptación de los pesos sinápticos de la red en respuesta a los ejemplos que se le presentan. El aprendizaje puede ser *online* u *offline*. En el primer caso, durante su funcionamiento habitual la red continúa aprendiendo, mientras que en el segundo existe una primera etapa de entrenamiento y una vez concluída ésta, los pesos de la red ya no pueden ser modificados y ésta se utiliza únicamente para clasificar nuevos ejemplos.

Cuando se utiliza aprendizaje supervisado, la modificación de los pesos durante el entrenamiento es una función del error, es decir, de la diferencia entre las salidas deseadas para ciertas entradas y las salidas efectivamente computadas por la red para estas entradas. En un principio, los pesos sinápticos se inicializan en valores pequeños tanto negativos como positivos, frecuentemente de manera aleatoria. Luego, se van presentando los sucesivos ejemplos a la red y se computa la salida de la misma para cada uno de esos ejemplos. Finalmente, los pesos se actualizan de manera proporcional a la diferencia entre la respuesta dada por la red

<sup>38</sup>Fuente: Stuart Russell y Peter Norvig. *Inteligencia Artificial. Un enfoque moderno*. 2.<sup>a</sup> ed. Pearson, 2004.

y la esperada. La presentación a la red de todos los ejemplos y la correspondiente adaptación de los pesos para cada uno de ellos se denomina “época”. El entrenamiento de una red precisa de varias épocas, y termina cuando se cumple un número determinado de épocas determinado previamente o bien cuando el error llega a un valor aceptable. Para determinar el error de la red pueden utilizarse distintas funciones de error; una de las más comunes es el error cuadrático medio.

En este proyecto, se utilizó una red neuronal de tipo perceptrón multicapa (MLP), que consiste en varias capas de perceptrones sigmoideos. Se eligió este tipo de red debido a que es la más comúnmente usada y presenta múltiples ventajas, tales como su universalidad que las hace aptas para resolver distintas clases de problemas, su robustez y la facilidad que reviste su utilización.

En los MLP, el aprendizaje se da mediante un algoritmo llamado “retropropagación”. Este algoritmo permite encontrar un mínimo local en la función de error, y determina que con cada ejemplo presentado, los pesos sinápticos que relacionan las neuronas  $j$  de la capa  $l$  con las neuronas  $i$  de la capa precedente, se adaptan de acuerdo a la siguiente regla:

$$\Delta w_{ij}^l = \eta \times \delta_j^l \times g_i^{l-1} \quad (42)$$

Para  $l = 1, \dots, L$ .

Donde:

$\Delta w_{ij}^l$  es la modificación que debe hacerse al peso sináptico que va desde la neurona  $i$  en la capa  $l - 1$  a la neurona  $j$  en la capa  $l$ .

$\eta$  es una “tasa de aprendizaje”, que determina cuán bruscos son los cambios en los pesos en cada iteración. Este parámetro toma un valor entre 0 y 1: un valor de  $\eta$  pequeño permite una convergencia lenta pero más suave del error hacia un mínimo, mientras que un valor alto dará una convergencia más rápida pero más errática. Este parámetro debe optimizarse para lograr la mejor convergencia.

$\delta_j^l$  representa el error contribuido por la neurona  $j$  en la capa  $l$  al error total de la red.

$g_i^{l-1}$  es la salida de la neurona  $i$  de la capa precedente.

El error  $\delta_j^l$  se calcula, para la capa de salida ( $l = L$ ), de la siguiente manera:

$$\delta_j^L = (t_j - g_j^L) \times g_j^{\prime L} \quad (43)$$

Donde  $t_j$  es la salida que se esperaba para la neurona  $j$ ,  $g_j$  es la salida que efectivamente computó esta neurona, y  $g'_j$  es la derivada de esta salida.

Para las neuronas de las capas ocultas ( $l < L$ ), el error se calcula de la siguiente forma:

$$\delta_i^l = \left( \sum_{j=1}^{n_{l+1}} \delta_j^{l+1} \times w_{ij}^{l+1} \right) \times g'_i{}^l \quad (44)$$

Es decir, que el error contribuido por la neurona  $i$  en la capa  $l$  es proporcional a la suma de los errores asociados con las unidades en la capa posterior a las que la neurona  $j$  está conectada.

## 4.2. Base de datos “MIT-BIH Arrhythmia Database”

Para poder implementar un algoritmo de aprendizaje automático, es necesario contar con una gran cantidad de datos representativos de aquellos que se quieren clasificar. Mas aún, si lo que se busca es aplicar el aprendizaje supervisado, estos datos deben estar etiquetados con la clase correspondiente. En este caso, se requieren señales de ECG correspondientes a latidos cardíacos de diferentes clases, con su etiqueta. Para esto, se recurrió a PhysioBank, un archivo de registros digitales de señales fisiológicas, y PhysioToolkit, una librería de *software* de código abierto para el procesamiento y análisis de estas señales. Dentro del PhysioBank se encontró la base de datos “MIT-BIH Arrhythmia Database”, que contiene 48 registros de media hora de dos canales de ECG ambulatorio obtenidos de 47 pacientes estudiados en el *BIH Arrhythmia Laboratory* entre 1975 y 1979. Presenta las siguientes características:

- **Criterio de selección de los registros:** 23 de los 48 registros fueron elegidos de manera aleatoria entre pacientes de un hospital, mientras que los restantes fueron seleccionados para contemplar casos raros de arritmias que no estarían bien representados en una muestra aleatoria.
- **Derivaciones:** Cada registro consiste de dos derivaciones, de las cuales la primera es DII modificada, es decir, DII pero con los electrodos colocados en el pecho, como puede observarse en la figura 43. La segunda es generalmente la derivación V1 modificada, aunque en algunos casos se registró V2 o V5 y en un único registro V4. Para este proyecto esta segunda derivación no tiene importancia debido a que se trabajó únicamente con la primera.

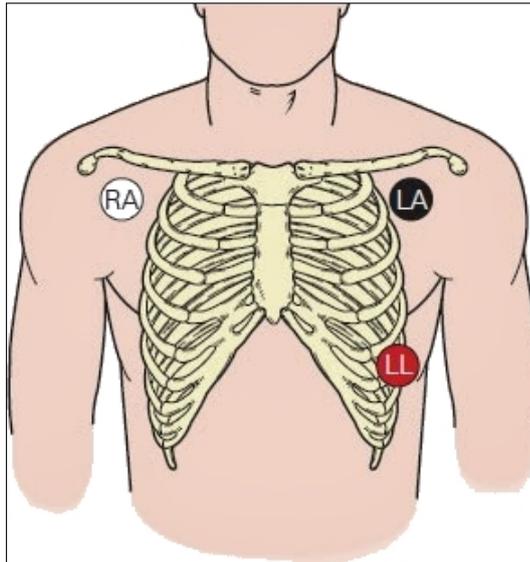


FIGURA 43: Colocación de electrodos en DII modificada<sup>39</sup>

- **Digitalización:** Las señales de la base de datos fueron registradas con grabadores analógicos y posteriormente digitalizadas. Previamente a la conversión A/D se filtró a las señales con un filtro pasabanda de entre 0.1 y 100 Hz. Se utilizó para la digitalización un conversor A/D con una resolución de 11 bits en un rango de  $\pm 5$  mV.
- **Anotaciones:** En cada registro de la base de datos, sobre el pico de la onda R de cada latido hay una anotación que indica la clasificación correspondiente al mismo. Los picos R fueron inicialmente detectados en forma automática por un algoritmo, y luego se les solicitó a dos cardiólogos que marcaran los latidos que no habían sido detectados, eliminaran las detecciones incorrectas y clasificaran cada latido de acuerdo a su criterio. En caso de haber diferencias de opinión, se consensuaba la clasificación final. En la tabla 8, puede observarse la simbología utilizada en las anotaciones para indicar las distintas clases de latidos.

Esta base de datos presenta varias ventajas por las cuales se ajusta perfectamente a las necesidades del proyecto. Contiene latidos de distintas clases, y de distintos pacientes, lo cual hace que los registros sean representativos de la variabilidad que hay entre latidos de una misma clase entre distintos pacientes. Las

---

<sup>39</sup>Fuente: <http://ekgmachines.org/article/863196306/basic-ecg-interpretation/>. Última visita a la página: 19/10/2016.

TABLA 8: Anotaciones de latidos de la “MIT-BIH Arrhythmia Database”

Símbolo	Significado
N	Latido normal
L	Latido de bloqueo de rama izquierda
R	Latido de bloqueo de rama derecha
A	Extrasístole auricular
a	Extrasístole auricular con aberrancia
J	Extrasístole de nodo AV
S	Extrasístole supraventricular
V	Extrasístole ventricular
F	Fusión de latido normal y extrasístole ventricular
e	Latido de escape auricular
j	Latido de escape de nodo AV
E	Latido de escape ventricular
/	Latido generado por marcapasos
f	Fusión de latido normal y generado por marcapasos
Q	Latido inclasificable
	Artefacto aislado similar a un QRS

anotaciones en cada latido permiten que los datos ya estén listos para ser utilizados en un algoritmo de aprendizaje supervisado. Además, considerando que estas anotaciones fueron realizadas por profesionales, podemos tomarlas como estándar de comparación para medir la eficacia de nuestra red neuronal.

Dentro de *PhysioToolkit*, se ofrece una *toolbox* para MATLAB y Octave denominada “*WFDB Toolbox*”, que consiste en una serie de funciones que permiten leer, escribir y procesar señales fisiológicas en el formato propio de las bases de datos de *PhysioBank*. El uso de esta *toolbox* permitió acceder fácilmente desde MATLAB a las señales de la base de datos de interés y trabajar con ellas cómodamente.

### 4.3. Set de datos

De las dos derivaciones que contiene cada registro, se decidió utilizar la primera (DII modificada). En esta derivación, el ECG es en su mayor parte positivo y de gran amplitud, lo cual posibilita que las distintas ondas puedan ser distinguidas con facilidad. Se dedujo que esto le facilitaría la tarea de discernir entre distintas clases de latidos al programa de aprendizaje automático. Se trabajó con una única derivación para simplificar tanto el circuito de adquisición de la señal como su posterior análisis en el *smartphone*.

Las señales de la base de datos presentan los ruidos propios de las señales de ECG. Por este motivo, antes de armar el set de datos, se realizó un pre-procesamiento de cada uno de los registros de DII aplicando dos filtros digitales. Estos mismos filtros digitales se implementaron después en la aplicación de Android para que la señal recibida del paciente pase por el mismo proceso de filtrado que las correspondientes a la base de datos. Uno de ellos permite eliminar las desviaciones de la línea de base y el otro atenuar el ruido de alta frecuencia:

- **Eliminación de desviaciones de la línea de base (*baseline wander*):** Para lograr esto, se utilizan dos filtros de mediana en cascada. Un filtro de mediana consiste en reemplazar cada muestra de la señal por la mediana de una ventana de un largo determinado centrada en la muestra a filtrar. En este caso, en primer lugar se aplica un filtro de mediana con una ventana de duración de 200 ms (72 muestras), que elimina las ondas P y los complejos QRS. A la señal resultante se le aplica un filtro de mediana con una ventana de 600 ms (216 muestras), lo cual elimina también las ondas T. La salida de este segundo filtro representa justamente las desviaciones de la línea de base, por lo que si se le resta esta señal a la original se obtiene la señal de ECG con la línea de base corregida. Para poder aplicar el filtro de mediana a las primeras y a las últimas muestras, MATLAB completa la señal con ceros. En lugar de establecer ventanas de 72 y 216 muestras, se modificaron estos valores a 71 y 215 respectivamente, ya que las ventanas impares son de más fácil implementación.
- **Atenuación de ruido de alta frecuencia:** Para eliminar parte del ruido de alta frecuencia y suavizar el aspecto de la señal, se usa la función *smooth* de MATLAB, que consiste en un filtro de media deslizante. Similar a lo que ocurre con un filtro de mediana, el de media deslizante reemplaza a cada muestra por el valor del promedio de una ventana compuesta por una determinada cantidad de muestras y centrada en el valor a filtrar. Se eligió usar este tipo de filtro por la sencillez de su implementación, teniendo en vista la necesidad de incorporarlo posteriormente también a la aplicación de Android. El ancho de la ventana se fijó en 5 muestras. La magnitud de la respuesta en frecuencia de este filtro puede observarse en la figura 44. La frecuencia de corte (aquella en la que la atenuación es de 3 dB) es de alrededor de 33 Hz, lo más cercano que se pudo lograr a la frecuencia de corte de interés (40 Hz).

La figura 45 muestra los resultados de la aplicación de los filtros sobre una señal de la base de datos a la que se corrompió con *baseline wander* extra extraído

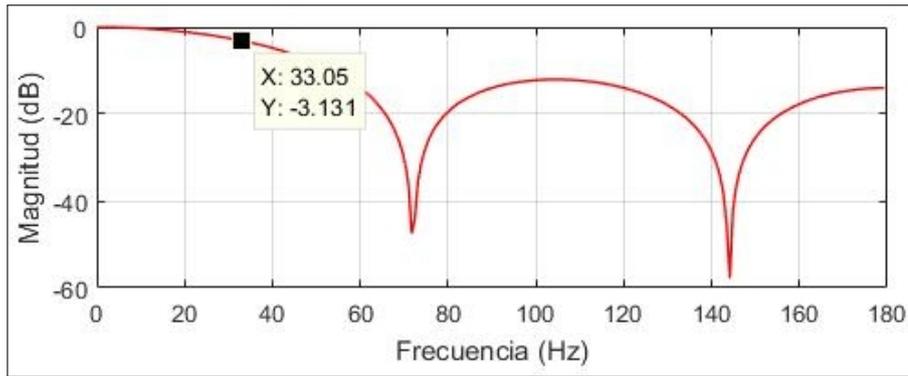


FIGURA 44: Respuesta en frecuencia de filtro de media deslizante con ventana de 5 muestras

de otra base de datos llamada “MIT-BIH Noise Stress Test Database” para hacer más notorio el efecto del primer filtro.

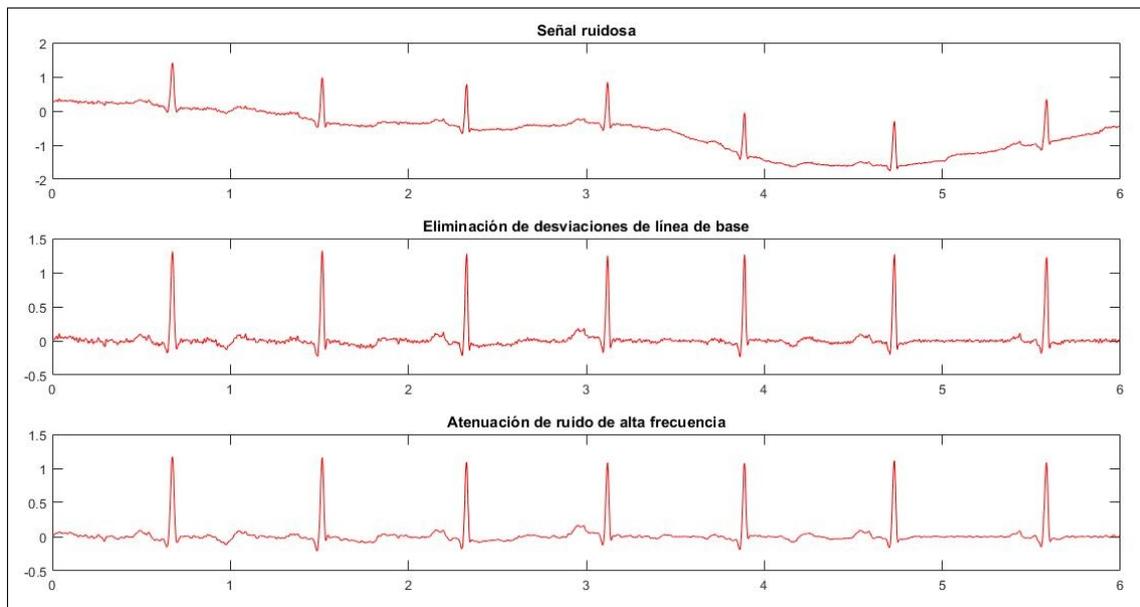


FIGURA 45: Resultado de aplicación de filtros digitales

Si bien como se puede ver en la tabla 8, la base de datos clasifica a los latidos en una gran cantidad de clases diferentes, en el caso de este proyecto el objetivo está puesto en lograr brindar al paciente y al médico información similar a la que se reporta en el informe de un Holter. En este tipo de estudio, usualmente se realiza un conteo de la cantidad de latidos dividiéndolos en cuatro clases: normales, extrasístoles supraventriculares, extrasístoles ventriculares y latidos generados por marcapasos. Dentro de algunas de estas clases se englobaron dos o más tipos de anotaciones de la base de datos:

- **Normales:** Se enmarcaron en esta clase los latidos anotados como N, L o R en la base de datos. Las anotaciones L (por *Left Branch Block*) o R (por *Right Branch Block*) hacen referencia a un bloqueo de rama izquierda o derecha respectivamente. Si bien estos latidos no son realmente normales porque son indicativos de un paciente que presenta un trastorno en la conducción, lo son en el sentido de que tanto su origen como el momento en el que se originan es normal.
- **Extrasístoles ventriculares:** Dentro de esta categoría sólo se consideraron los latidos anotados con la letra V.
- **Extrasístoles supraventriculares:** En las anotaciones, se distingue entre latidos generados en las aurículas (A, por *Atrial*) y latidos generados en el nodo AV (J, por *Junctional*), así como también algunos latidos se clasificaron con la letra S, sin indicar la procedencia específica. Todos estos latidos corresponden a extrasístoles supraventriculares.
- **Latidos generados por marcapasos:** Corresponden únicamente a aquellos clasificados con el símbolo \.

La figura 46 muestra el histograma correspondiente a la distribución de los latidos de la base de datos para las clases establecidas.

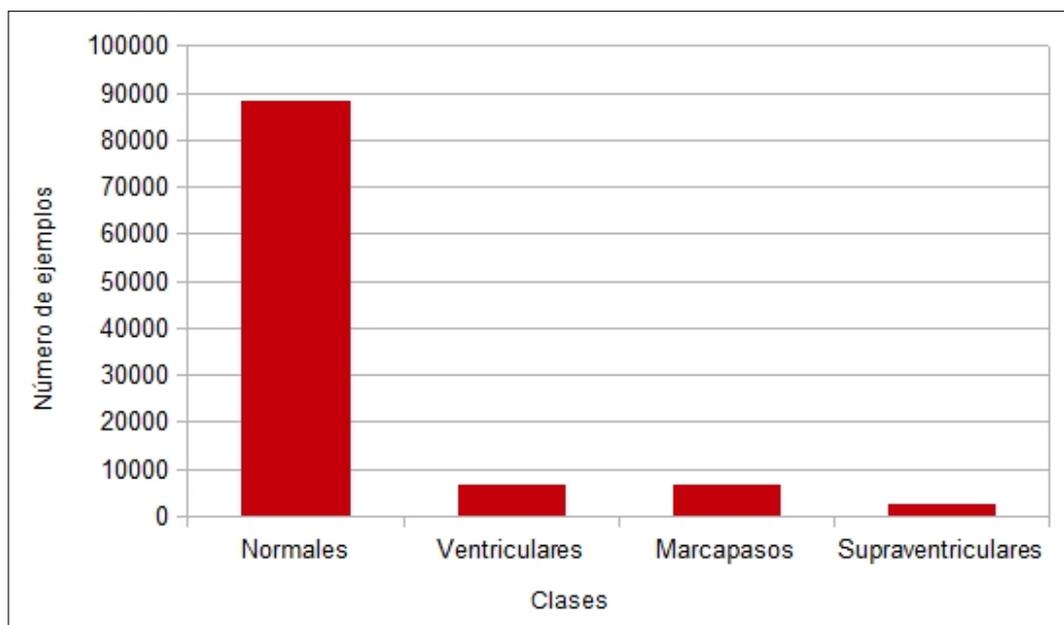


FIGURA 46: Distribución de ejemplos para las distintas clases

La base de datos contiene anotaciones que indican segmentos muy ruidosos y episodios de fibrilación ventricular; los latidos contenidos en estos segmentos de la señal se descartaron. Como se puede ver, existe un gran desbalance entre el número de ejemplos para las distintas clases. Como era de esperar, los ejemplos para latidos normales superan por mucho en cantidad a los pertenecientes a las otras tres clases. Esto es un problema muy frecuente dentro del campo del aprendizaje automático, y en muchos casos, como en este, el desbalance entre clases es intrínseco a la naturaleza de los datos: en una muestra aleatoria de latidos cardíacos, la mayoría de ellos siempre van a ser normales. Esto se presenta como un problema porque la preponderancia de ejemplos de una determinada clase hace que la red neuronal tienda a clasificar todos los ejemplos dentro de esa categoría. Existen diversas soluciones para lidiar con este inconveniente. Las más sencillas de implementar tienen que ver con un muestreo, es decir, con modificar directamente las distribuciones de clases para balancearlas:

- **Submuestreo:** Consiste en eliminar ejemplos de aquellas clases que presenten una mayor cantidad de ellos. Conlleva la desventaja de que al eliminar instancias se pierde información que podría ser importante que la red aprenda.
- **Sobremuestreo:** Implica repetir instancias de aquellas clases que resultan minoritarias. La consecuencia negativa de esto es que la red neuronal tiende a sobreajustar la solución a aquellos ejemplos que están repetidos (aprende estos ejemplos “de memoria” y pierde capacidad de generalización).

De estas dos alternativas, se optó por la de submuestreo. Como la base de datos con la que se cuenta es muy grande se consideró que, incluso reduciendo el número de instancias de algunas clases, se tendría una cantidad suficiente de ejemplos para representar adecuadamente la variabilidad de los datos. La clase con el menor número de instancias es la de latidos supraventriculares con 2533 ejemplos, por lo cual era necesario submuestrear al menos a esa cantidad. Se redondeó el número de ejemplos a trabajar a 2000 para cada clase (8000 en total), seleccionados de manera aleatoria. Un set de datos más pequeño presenta la ventaja adicional de reducir el tiempo de entrenamiento para la red.

Uno de los aspectos que debe tenerse en cuenta a la hora de entrenar una red neuronal es asegurarse de que ésta encuentre una solución que resulte de una buena generalización de los datos de entrada, y evitar que la respuesta de la red se ajuste tanto a esos datos en particular que al presentarle datos nuevos los clasifique de manera errónea. Para lograr esto, el set de datos suele dividirse en tres partes, a saber:

- **Set de entrenamiento:** Consiste en aquellos ejemplos que se utilizan para entrenar a la red. Este set debe ser el mayor de los tres, porque los ejemplos pertenecientes al mismo son los que permitirán a la red aprender.
- **Set de validación:** Permite seleccionar los valores de los hiperparámetros característicos de la red, como el número de neuronas en la capa oculta. Se entrenan redes con diferentes valores para estos hiperparámetros con el set de entrenamiento, y para cada uno de ellos se prueba su performance sobre el set de validación. El modelo que mejor clasifica los ejemplos del set de validación es el que se estima como óptimo. Además, el set de validación se utiliza para aplicar una estrategia denominada “*early stopping*”, que consiste en monitorear el error de la red para este set de manera permanente durante el entrenamiento.

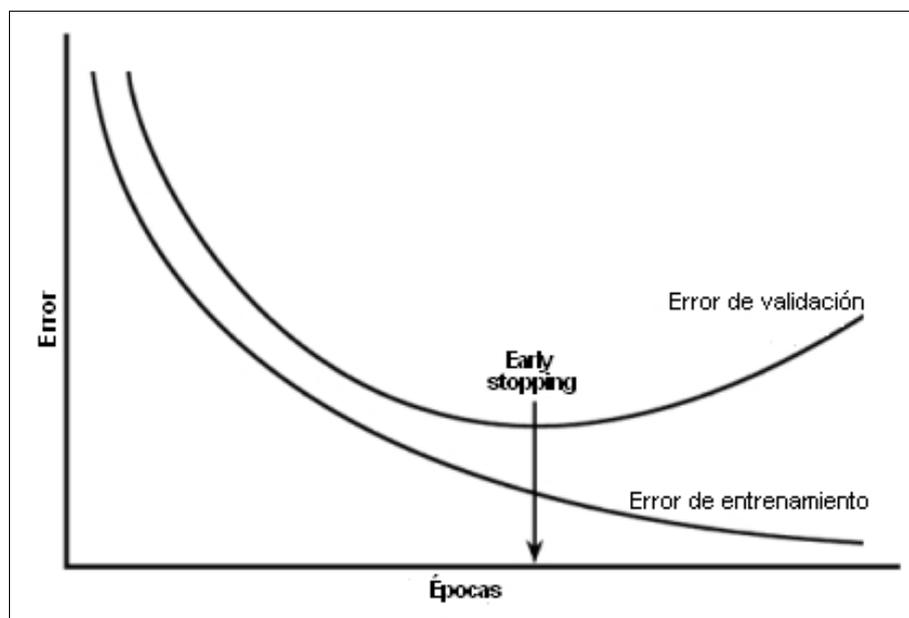


FIGURA 47: *Early stopping*<sup>40</sup>

Como se puede ver en la figura 47, el error para el set de entrenamiento irá disminuyendo constantemente debido a que la respuesta de la red se ajusta cada vez más a los ejemplos presentados. El error para el set de validación también disminuirá mientras la capacidad de generalización de la red vaya aumentando durante el aprendizaje. Sin embargo, llegado un determinado punto, aunque el error de entrenamiento continúe decreciendo, el de validación comenzará a aumentar: esto significa que, desde ese momento en

---

<sup>40</sup>Fuente: <http://documentation.statsoft.com/>. Última visita a la página: 19/10/2016.

adelante, la red simplemente estará sobreajustando su respuesta a los ejemplos de entrenamiento, y perdiendo la capacidad de generalización que le permite clasificar ejemplos nunca antes vistos. La técnica de *early stopping* implica detener el entrenamiento en este punto, que se considera que es aquel en el cual la red consiguió el estado óptimo de generalización.

- **Set de testeo:** Se utiliza para evaluar la performance del modelo final, una vez fijados los hiperparámetros y finalizado el entrenamiento de la red. Los ejemplos pertenecientes a este set no han sido vistos por la misma en ningún momento durante la construcción del modelo, y esto permite que sirvan para estimar de manera fiable como se comportará en el futuro.

Atendiendo a esto, se dividió el set de datos con una proporción 60-20-20: 60 % (1200 ejemplos de cada clase) para el set de entrenamiento, 20 % (400 ejemplos de cada clase) para el de validación, y otro 20 % para el de testeo.

## 4.4. Extracción de características

El problema de encontrar una manera óptima de representar la información de entrada para facilitar la identificación de patrones se denomina extracción de características. El conocimiento previo del problema nos indica que, para discernir entre las distintas clases de latidos, son importantes dos aspectos de los mismos: por un lado, la morfología, y por el otro, sus características temporales. Como ejemplos del primer tipo de características, una extrasístole ventricular presenta un QRS ancho, mientras que un latido normal o una extrasístole supraventricular presentan un QRS angosto, es decir, de duración normal. Los latidos normales y las extrasístoles supraventriculares tienen onda P, mientras que las extrasístoles ventriculares no. Los latidos generados por marcapasos presentan una morfología atípica, con QRS ancho, que no se parece a las otras clases de latidos. En cuanto a las características temporales, conocemos que las extrasístoles son latidos que aparecen antes de lo esperado, contrariamente a los latidos normales o los generados por marcapasos.

### 4.4.1. Características morfológicas

En primer lugar, de cada latido se tomaron 90 muestras antes y 90 muestras después del pico R del complejo QRS, marcado por la anotación relativa a la clasificación del latido. De esta manera, cada latido quedó representado por 181

muestras centradas en el pico R. El número de 181 muestras equivale a una duración de aproximadamente medio segundo, con la tasa de muestreo utilizada de 360 Hz.

En este punto, las características morfológicas de cada latido están representadas por un vector de tamaño 181. Si tomáramos un vector de estas dimensiones como entrada para la red neuronal, se necesitarían 181 neuronas en la capa de entrada para representar sólo lo relativo a la morfología. Reducir las dimensiones de este vector permitiría lograr una red de menor tamaño, reduciendo el tiempo de entrenamiento y también el tiempo requerido para correr la red a la hora de clasificar un nuevo latido. Una vez incluida dentro de la aplicación para Android, la red debe ser capaz de clasificar los latidos detectados en el paciente de la manera más rápida posible, ya que la clasificación debe irse dando a la par de la detección de la señal. Para reducir las dimensiones de este vector de características, se utilizó una técnica estadística llamada “Análisis de Componentes Principales” (PCA, por las siglas en inglés, *Principal Component Analysis*).

El objetivo del PCA es reducir la dimensionalidad de un set de datos representado por un número grande de variables correlacionadas (en este caso, muestras), manteniendo al mismo tiempo en la mayor medida posible la variabilidad presente en estos datos. Esto se logra transformando las variables originales a un nuevo set de variables denominadas “componentes principales”, que surgen de una combinación lineal de las anteriores de manera tal que resultan no correlacionadas, y se ordenan para que unas primeras pocas componentes representen la mayor parte de la variabilidad propia de los datos originales.

En este caso, el set de variables originales del que se parte son las muestras correspondientes a los distintos latidos. Para que la técnica de PCA funcione adecuadamente, es necesario que todos los latidos estén correctamente alineados; esto es, que todos estén centrados alrededor de un mismo punto de referencia. Como se explicó anteriormente, al extraer los latidos el punto de referencia fue el pico R y todos tienen este punto como muestra número 91, es decir en el centro. Cada latido está representado por un vector de muestras:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x(1) \\ x(2) \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} \quad (45)$$

Con  $N = 181$ . El set de entrenamiento contiene 4800 ejemplos de latidos (el 60% del total de 8000). El conjunto de latidos del que se quieren extraer las

componentes principales es entonces una matriz de  $N \times M$ , con  $M = 4800$ :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_M] \quad (46)$$

Las columnas de esta matriz corresponden a los distintos ejemplos de latidos, mientras que las filas representan las distintas variables medidas para cada latido, que en este caso son cada una de las 181 muestras tomadas.

El primer paso para extraer las componentes principales es normalizar los datos de entrada. Se utilizó la normalización estándar, que hace que estos datos tengan una media de 0 y una desviación estándar unitaria:

$$\mathbf{z} = \frac{\mathbf{x} - \mu}{\sigma} \quad (47)$$

Donde  $\mu$  y  $\sigma$  son, respectivamente, la media y la desviación estándar de cada fila de la matriz  $\mathbf{X}$ .

Una vez obtenidos los datos normalizados, es necesario determinar la matriz de covarianza de estos datos. La covarianza es una medida de la correlación entre dos variables. Un valor de covarianza de 0 indica que las variables no están correlacionadas. La matriz de covarianza se expresa como:

$$\mathbf{C}_X = \frac{1}{M+1} \mathbf{X}\mathbf{X}^T \quad (48)$$

Donde  $\frac{1}{M+1}$  es un factor de normalización.  $\mathbf{C}_X$  es una matriz cuadrada de  $181 \times 181$ , en la que cada elemento de la diagonal indica la varianza propia de una variable en particular, mientras que los elementos que se encuentran fuera de la diagonal indican la covarianza entre los distintos pares de variables. El objetivo del PCA es buscar una transformación lineal del vector  $\mathbf{X}$  tal que las variables obtenidas a partir de esta transformación no estén correlacionadas. Esto quiere decir que en la nueva matriz de covarianza, los elementos fuera de la diagonal deberían tener valor 0. Si bien escapa a los alcances de este proyecto presentar una demostración matemática completa, para lograr esto es necesario que cada fila de la matriz de transformación lineal sea igual a un vector propio de  $\mathbf{C}_X$ . Para encontrar estos vectores propios se debe resolver la ecuación:

$$\mathbf{C}_X \mathbf{V} = \mathbf{V} \lambda \quad (49)$$

Donde  $\mathbf{V}$  es la matriz de vectores propios y  $\lambda$  es la matriz diagonal de los valores

propios de  $\mathbf{C}_x$ . Para que las componentes principales se ordenen de acuerdo al grado en el que representan la variabilidad de los datos, los vectores propios deben acomodarse según el orden descendente de los valores propios.

La matriz  $\mathbf{P}$  de transformación lineal es:

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}^T \quad (50)$$

Y las componentes principales  $\mathbf{Y}$  se obtienen de la siguiente manera:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{P} \mathbf{X} \quad (51)$$

Para reducir las dimensiones de los datos, se debe tomar alguna regla para decidir cuántas de las componentes principales se utilizarán como entrada para la red neuronal. Se decidió retener aquellas componentes principales que representaran un 99.99% de la variabilidad de los datos, y se descubrió que esto equivalía a tan sólo 10 componentes principales. De esta manera, aplicando PCA el número de variables correspondientes a las características morfológicas de cada latido se redujo de 181 a 10. Esto demuestra el alto grado de correlación que existía entre las variables originales.

MATLAB incluye funciones tanto para normalizar los datos de entrada como para aplicar el Análisis de Componentes Principales. La obtención las componentes principales se realizó, como se mencionó, únicamente sobre los datos pertenecientes al set de entrenamiento. Para obtener el vector reducido de variables para los sets de validación y testeo, se multiplicó cada ejemplo perteneciente a estos sets por la matriz de transformación de PCA previamente determinada a partir del set de entrenamiento. De esta manera, los datos de validación y testeo no estuvieron involucrados en el proceso de extracción de características, y se asemejan a los nuevos ejemplos que se le presentarán a la red cuando esta esté en funcionamiento en la aplicación final para Android.

#### 4.4.2. Características temporales

Las características temporales aportan información a la red que sería imposible que esta discerna puramente a partir de la morfología del latido. Por ejemplo, una extrasístole supraventricular presenta una morfología similar a la de un latido normal: lo que distingue a una clase de otra es que la extrasístole supraventricular es un latido prematuro. Por esta razón, además de las 10 características morfológicas

explicadas en el apartado anterior, se sumaron como datos de entrada de la red 3 características temporales, definidas de la siguiente manera:

- **Tiempo pre-RR:** El tiempo transcurrido entre el pico R del latido a analizar y el pico R del latido anterior.
- **Tiempo post-RR:** El tiempo transcurrido entre el pico R del latido a analizar y el pico R del latido siguiente.
- **Tiempo RR promedio:** El promedio entre los últimos diez tiempos entre picos RR, siendo el último de ellos el tiempo pre-RR del latido a analizar.

Los datos correspondientes a las características temporales también se normalizaron utilizando una normalización estándar, de manera análoga a lo que se realizó con las características morfológicas.

Como se necesitan al menos diez latidos previos al que se debe analizar para calcular el tiempo RR promedio, y un latido posterior para poder calcular el tiempo post-RR, al comenzar el estudio la aplicación deberá esperar a que hayan pasado 12 latidos del paciente para poder comenzar el análisis de la señal.

## 4.5. Red neuronal artificial

La red neuronal utilizada para la clasificación es una red de tipo *feedforward* en la que todas las neuronas de cada capa están conectadas con todas las que pertenecen a las capas anterior y posterior. Con una sola capa oculta lo suficientemente grande es posible representar cualquier función continua que relacione datos de salida con datos de entrada. Por este motivo, nuestra red consiste de una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. En la figura 48, se puede ver un esquema del modelo final de red neuronal que se construyó.

Las neuronas de la capa de entrada representan simplemente los datos de entrada de la red. Son 10 neuronas para las características morfológicas del latido y 3 para sus características temporales, dando un total de 13 neuronas de entrada.

La cantidad de neuronas en la capa oculta es un hiperparámetro de la red neuronal que debe seleccionarse cuidadosamente para optimizar su performance. En el próximo apartado, se describe cómo se determinó este hiperparámetro. El número de neuronas ocultas en el modelo final es de 44.

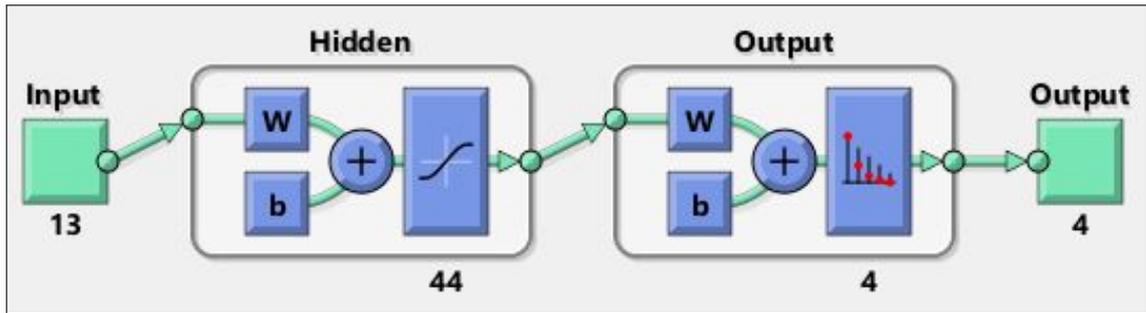


FIGURA 48: Esquema de la red neuronal artificial

La función de activación de la capa oculta es una función sigmoidea, la tangente hiperbólica:

$$\tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (52)$$

La salida de esta función está en el rango (-1, +1), como se puede ver en la figura 49.

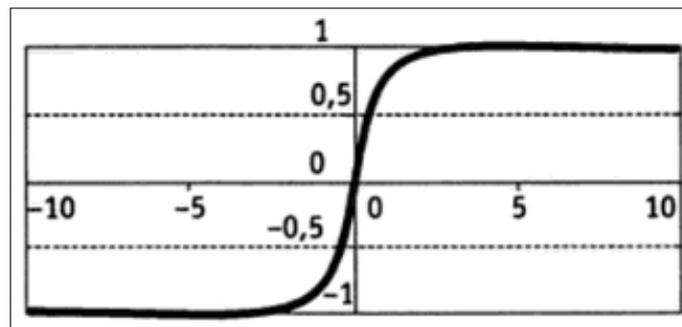


FIGURA 49: Función tangente hiperbólica<sup>41</sup>

La capa de salida tiene cuatro neuronas, una para cada clase. La función de activación para esta capa es *softmax*:

$$\text{softmax}(\mathbf{x})_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^N e^{x_i}} \text{ para } j = 1, 2, \dots, N \quad (53)$$

<sup>41</sup>Fuente: Raquel Florez López y José Miguel Fernández Fernández. *Las Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas*. Netbiblo, 2008.

Esta función hace que las cuatro salidas de la red estén comprendidas en el rango (0,1). La clasificación del latido corresponderá a aquella clase cuya neurona presente un mayor valor de salida. Puede interpretarse el valor de salida de cada neurona como la probabilidad de que el latido pertenezca a esa clase, de manera que cuánto más cerca esté la salida a 1, más “segura” está la red de que el ejemplo corresponda a esa clase. La suma de las cuatro salidas da siempre 1.

## 4.6. Entrenamiento de la red y selección de hiperparámetros

Para optimizar el funcionamiento de la red como clasificador, se buscó determinar el valor más apropiado para dos hiperparámetros: la tasa de aprendizaje  $\eta$  y el número de neuronas en la capa oculta. Para el primer caso, se probaron valores de  $\eta$  de 0.005, 0.01, 0.1 y 0.5, mientras que para el segundo hiperparámetro se probaron tamaños de la capa oculta de entre 1 y 50 neuronas. Se entrenó un modelo para cada combinación de estos dos hiperparámetros (por lo cual se probaron  $4 \times 50 = 200$  modelos diferentes) y se eligió aquel que presentó la mejor performance sobre el set de validación.

La función de costo utilizada para evaluar la performance es la de entropía cruzada, que se define para un ejemplo en particular como:

$$ce = -\mathbf{t} \cdot \ln(\mathbf{y}) \quad (54)$$

Donde  $\mathbf{y}$  es el vector de salida real de la red y  $\mathbf{t}$  es la salida esperada. Para el total  $n$  de ejemplos la entropía cruzada es el promedio de las entropías cruzadas de los ejemplos individuales:

$$ce = \frac{\sum_{i=1}^n ce_i}{n} \quad (55)$$

La ventaja de utilizar la entropía cruzada como medida del error es que el resultado de esta función penaliza fuertemente las salidas que se alejan mucho de las esperadas ( $y$  cerca de  $1 - t$ ), mientras que la penalización para salidas que están cerca de ser correctas ( $y$  cerca de  $t$ ) es baja. Minimizar esta función permite encontrar un buen clasificador.

Al entrenar cada modelo, MATLAB muestra una ventana en la que provee un esquema de la red que se está entrenando, informa sobre algunas características

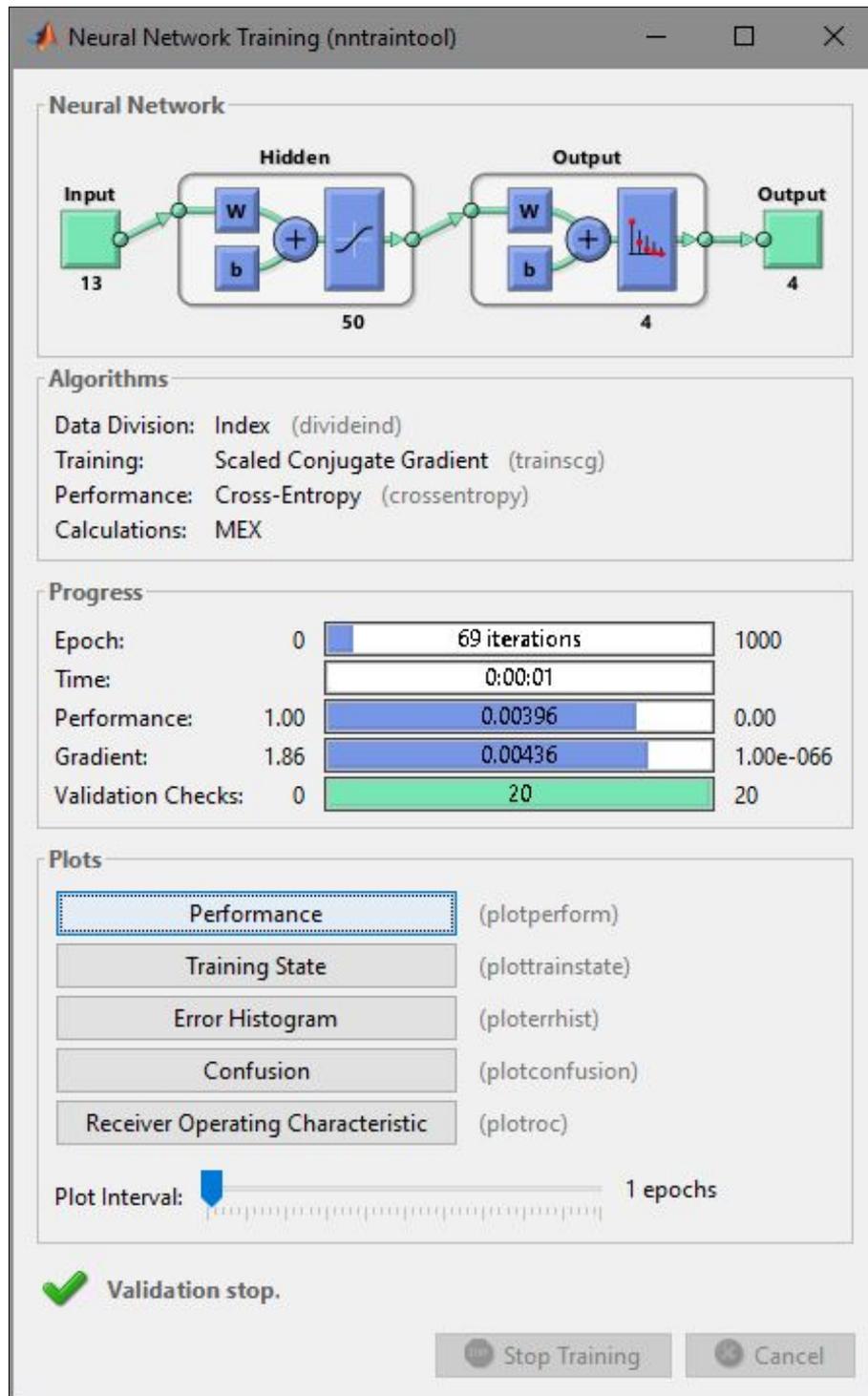


FIGURA 50: Herramienta de entrenamiento de redes neuronales de MATLAB

del algoritmo de entrenamiento, muestra el progreso del mismo y permite generar gráficos de performance. Esta ventana puede verse en la figura 50.

El entrenamiento termina cuando se alcanza un número máximo de épocas de entrenamiento (en este caso, 1000) o bien cuando el error para el set de validación crece durante 20 épocas consecutivas (aplicando la técnica de *early stopping* que se explicó anteriormente). Los pesos sinápticos de la red quedan fijados en el punto en el que el error para el set de validación fue mínimo.

El modelo que presentó el mínimo error para el set de validación fue aquel con tasa de aprendizaje  $\eta = 0.5$  y 44 neuronas en la capa oculta. En la figura 51, se puede observar la relación entre el error y el número de neuronas de la capa oculta para  $\eta = 0.5$ .

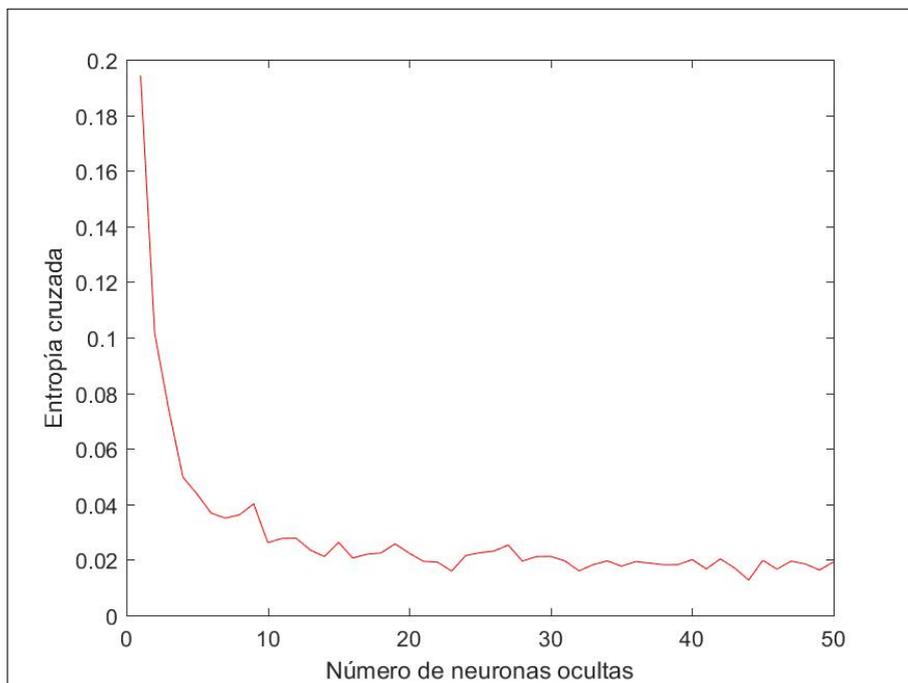


FIGURA 51: Gráfico de error vs. neuronas en la capa oculta para  $\eta = 0.5$

Por otro lado, en el gráfico de la figura 52 se puede observar el progreso del error durante el entrenamiento para el modelo final con 44 neuronas ocultas. El entrenamiento se detuvo debido al *early stopping*, se puede ver que el error de validación había comenzado a crecer aunque el error de entrenamiento continuara disminuyendo.

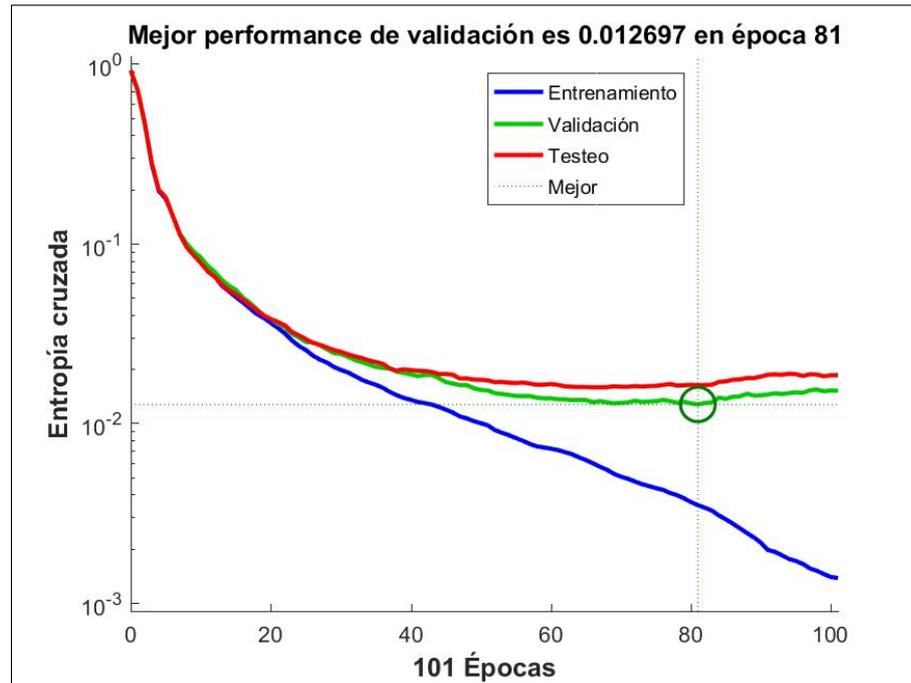


FIGURA 52: Progreso del error durante el entrenamiento para red con  $\eta = 0.5$  y 44 neuronas ocultas

## 4.7. Resultados

Una vez definido el modelo final de red neuronal, es necesario medir su performance para el set de testeo para poder con esto estimar su capacidad para clasificar nuevos ejemplos nunca antes vistos en el futuro.

En la figura 53 se puede ver la matriz de confusión que muestra el desempeño de la red neuronal para clasificar los 1600 ejemplos del set de testeo (400 para cada clase).

Cada columna de la matriz representa el número de predicciones para cada clase, mientras que cada fila indica el número de instancias que verdaderamente pertenecen a cada clase.

El porcentaje indicado en el recuadro azul es la exactitud de la red, se define como:

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (56)$$

Donde VP es Verdaderos Positivos, VN es Verdaderos Negativos, FP es Falsos Positivos y FN es Falsos Negativos. Es la proporción entre los ejemplos clasificados correctamente y el total de ejemplos. Como se puede ver, se alcanzó una exactitud

Clases estimadas	1	389 24.3%	2 0.1%	8 0.5%	0 0.0%	97.5% 2.5%
	2	3 0.2%	393 24.6%	4 0.3%	0 0.0%	98.3% 1.7%
	3	8 0.5%	4 0.3%	388 24.3%	0 0.0%	97.0% 3.0%
	4	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	400 25.0%	99.8% 0.2%
		97.3% 2.7%	98.3% 1.7%	97.0% 3.0%	100% 0.0%	98.1% 1.9%
	1	2	3	4	Clases reales	

FIGURA 53: Matriz de confusión

del 98.1 % sobre el set de testeo.

Los recuadros grises al final de cada columna indican la precisión, que es:

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP} \quad (57)$$

Es decir, es la proporción entre los positivos clasificados correctamente y el total de ejemplos clasificados como positivos. Se calcula para cada una de las cuatro clases. La red exhibió una precisión perfecta para clasificar los latidos generados por marcapasos, mientras que la clase en la que obtuvo una menor precisión es la de las extrasístoles supraventriculares.

Los recuadros grises al final de cada fila representan la sensibilidad, es decir:

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} \quad (58)$$

Es la proporción entre los positivos clasificados correctamente y el total de ejemplos positivos reales, y también se determina para cada clase. Al igual que en el caso de la precisión, la clase con mayor sensibilidad fue la de los latidos generados por marcapasos y la que fue clasificado con el menor valor de sensibilidad

fue la de extrasístoles supraventriculares.

La sensibilidad se relaciona con lo que en estadística se denomina error de tipo II. El error de tipo II es aquel en el que se incurre cuando se clasifica un falso positivo. A mayor sensibilidad, menor es el número de falsos positivos y por lo tanto menor es el error de tipo II.

Por el contrario, existe también el error de tipo I, que se relaciona con la clasificación de un falso negativo. Este error es inversamente proporcional a otro parámetro denominado especificidad, que se define como:

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP} \quad (59)$$

Es la proporción entre los negativos correctamente clasificados y el total de ejemplos negativos reales, para cada clase. Este valor no está expresado en la matriz de confusión, por lo que se calculó para cada clase obteniendo los siguientes resultados:

$$\begin{aligned} Especificidad_{Normales} &= 99.1\% \\ Especificidad_{Ventriculares} &= 99.4\% \\ Especificidad_{Supraventriculares} &= 99\% \\ Especificidad_{Marcapasos} &= 99.9\% \end{aligned} \quad (60)$$

Los valores de especificidad son mayores que los de sensibilidad, lo cual quiere decir que el error de tipo I es menor que el error de tipo II. En otras palabras, hay una mayor probabilidad de incurrir en un falso positivo que en un falso negativo. Esto es bueno, dado que en el caso de aplicaciones para diagnóstico, siempre es mejor predecir equivocadamente que existe alguna patología (en cuyo caso eventualmente el médico se encargará de verificar la situación y dar un diagnóstico más acertado), que brindar un diagnóstico normal cuando en realidad hay una patología.

De la matriz de confusión podemos apreciar también que el mayor número de equivocaciones de la red se da entre las clases de latidos normales (clase 1) y las de extrasístoles supraventriculares (clase 3). Tiene sentido porque la morfología de estos latidos es muy parecida, y la característica en la que mas se diferencian es que las extrasístoles supraventriculares son latidos prematuros. El siguiente error más común se da entre las dos clases de latidos prematuros: extrasístoles ventriculares y supraventriculares (clases 2 y 3). Las características temporales de estos

latidos son semejantes, se distinguen por su morfología, es decir, el caso contrario al anterior.

Otra forma de mostrar gráficamente la performance de la red, puntualmente su sensibilidad y su especificidad para cada clase, es el gráfico de la curva ROC (acrónimo del inglés “Receiver Operation Characteristic”). En esta curva, que puede verse en la figura 54, se grafica en el eje de las  $y$  la sensibilidad, y en el eje de las  $x$ , el valor que se obtiene al restarle la especificidad a la unidad ( $1 - Especificidad$ ). Cada punto de la curva se obtiene determinando estos parámetros para distintos valores de umbrales de clasificación, es decir, valores por encima del cual la salida del clasificador se considera un positivo y por debajo del cual se considera un negativo. La recta gris diagonal indica la curva que se obtendría al clasificar los ejemplos aleatoriamente. Todo lo que esté por encima y a la izquierda de esa recta indica un clasificador mejor que el aleatorio, y cuanto más se acerque la curva a la esquina superior izquierda, mejor es el clasificador. En la figura, se observa que la curva ROC se aproxima mucho a la performance ideal para las cuatro clases.

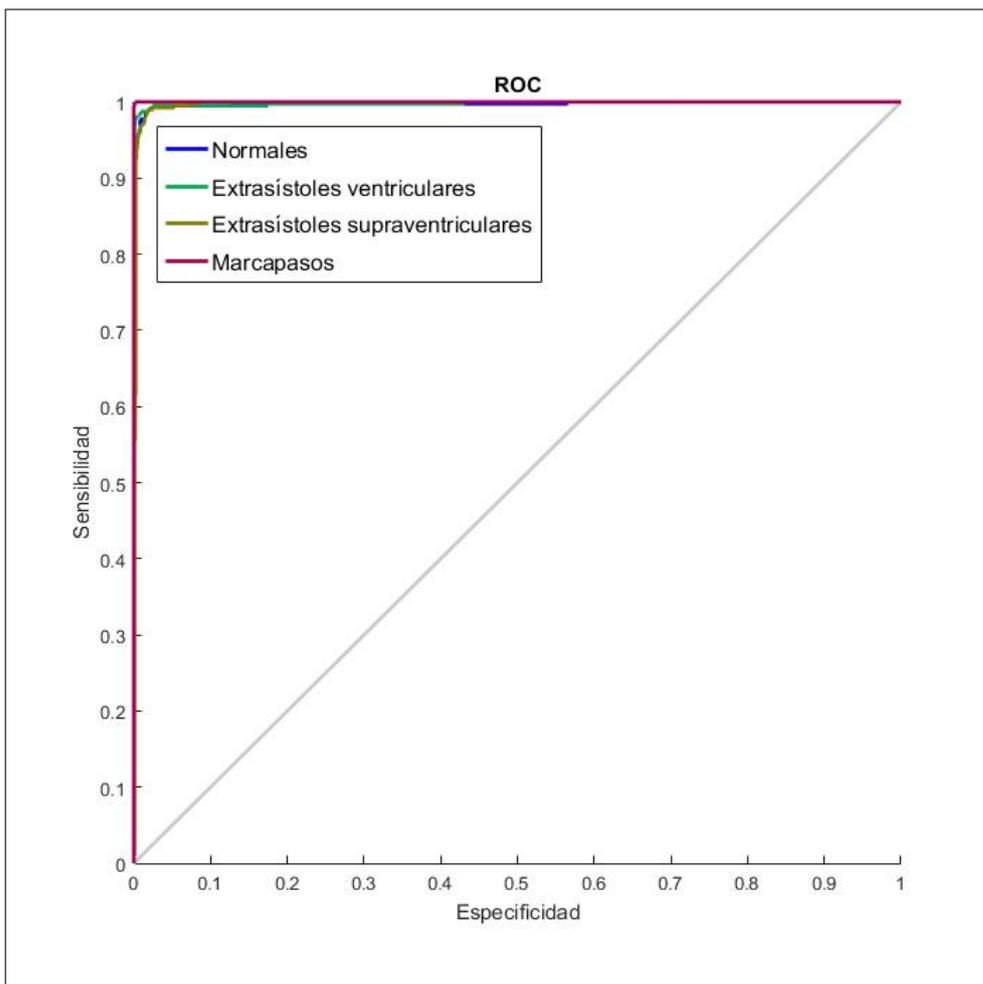


FIGURA 54: Curva ROC

## Capítulo 5

# Aplicación para Android

Para desarrollar la aplicación para Android se utilizó el entorno de desarrollo (IDE) Android Studio. El código está escrito en su mayor parte en lenguaje Java, exceptuando lo que se refiere al *layout* de cada pantalla, que se escribió en lenguaje XML. Se eligió el sistema operativo Android porque la mayor parte de los usuarios de *smartphones* cuentan con equipos con este sistema. La *app* recibe el nombre de “Holter Bluetooth Inteligente”.

Las *apps* de Android se construyen como una combinación de distintos componentes individuales, de los cuales los más importantes son las actividades y los servicios. Las actividades representan pantallas individuales de interfaz de usuario, mientras que los servicios corren en el fondo realizando operaciones de larga duración. En este caso, la *app* cuenta con distintas actividades que permiten al usuario visualizar la señal de ECG y la información sobre la misma, y también anotar los síntomas y ajustar sus preferencias. Por el otro lado, un único servicio corriendo permanentemente se encarga de recibir los datos por Bluetooth, analizar la señal y brindar las alertas de situaciones anómalas.

### 5.1. Servicio

El servicio debe correr en el fondo de la aplicación de manera permanente, incluso si la pantalla del teléfono se apaga o si el usuario cierra la aplicación. Esto garantiza que la *app* continúe recibiendo la señal y realizando el análisis hasta que el usuario explícitamente solicite finalizarlo. Cuando Android detecta baja memoria en el sistema, fuerza la detención de servicios que no están relacionados con la actividad que el usuario está visualizando en ese momento. Los servicios más propensos a ser detenidos son aquellos que hace mucho tiempo que están corriendo.

Para evitar esto y garantizar que nuestro servicio en ningún momento deje de recibir y analizar los datos, se lo definió como un *Foreground Service*. Éste es un tipo de servicio que no es candidato a ser detenido a la fuerza por Android en caso de existir baja memoria. Como contraparte, Android obliga a que al correr un servicio como *foreground*, se provea una notificación al usuario para hacerlo consciente de que un servicio está corriendo y consumiendo batería. Esta notificación no puede ser eliminada por el usuario y desaparece únicamente cuando el servicio asociado se detiene o deja de ser *foreground*. En la figura 55, puede verse la notificación que aparece cuando comienza a correr el servicio de recepción y análisis de la señal.

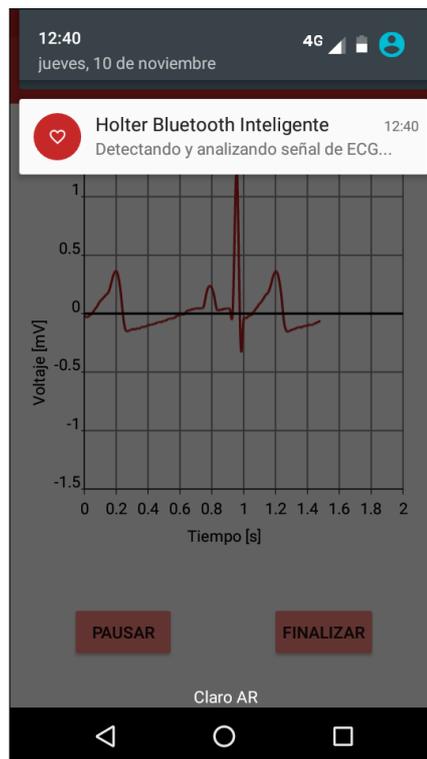


FIGURA 55: Notificación de servicio *foreground*

### 5.1.1. Recepción de datos por Bluetooth

Para poder recibir los datos enviados por el módulo Bluetooth HC-05, la aplicación realiza un escaneo (descubrimiento) de los dispositivos disponibles para ser vinculados. Si encuentra al módulo, al que se le dió el nombre de “Holter Bluetooth Inteligente” al igual que la aplicación, inicia el proceso de conexión. La primera vez que se intente vincular a ambos dispositivos, se solicita una contraseña, que es “1234”. Una vez que los dispositivos están emparejados, el *smartphone* lo recordará la próxima vez y no volverá a solicitar la contraseña. El LED de color rojo del módulo HC-05 (ver Fig. 39) titila rápidamente cuando está disponible para iniciar

una conexión. Cuando los dispositivos se encuentran efectivamente conectados, esta luz parpadea 2 veces, se mantiene apagado 3 segundos, parpadea otras 2 veces y así sucesivamente. Igualmente, la aplicación también se encarga de informar al usuario cuando la conexión se concretó de manera exitosa con un *toast*, que es un pequeño mensaje *pop-up*. Si no se pudo encontrar al dispositivo, ya sea porque el sensor se encuentra a una distancia mayor al rango máximo (10 m) o porque ocurrió algún problema, otro *toast* también se encarga de hacérselo saber al usuario, para que éste pueda reintentarlo.

Ya finalizado el proceso de conexión, el servicio comienza a recibir la señal enviada por el módulo Bluetooth. Como se explicó en la sección 3.4, al transmitir los datos se aplicó un protocolo para formatearlos de manera tal que fuera posible reconocer los primeros bits del resultado del convertor A/D de los últimos. Los “primeros datos” se caracterizaban por comenzar con 00, mientras que los dos primeros bits de los “segundos datos” eran 11. La aplicación, al recibir cada dato, se encarga de verificar si los dos primeros bits son 00 o 11. Una vez que recibió ambas partes, recupera el valor correspondiente al resultado del convertor A/D de la siguiente manera:

$$\text{Resultado ADC} = (\text{Primer Dato} \ll 6) + (\text{Segundo Dato} \& 00111111) \quad (61)$$

A partir de este resultado, se puede recuperar el valor de la tensión en voltios leída por el convertor:

$$\text{Lectura ADC} = \text{Resultado ADC} \times \frac{5 \text{ V}}{1024} \quad (62)$$

Es decir, el resultado obtenido multiplicado por la resolución del convertor. Para obtener el valor original de la muestra de la señal en voltios a partir de esto, es necesario restarle la tensión de referencia del amplificador de instrumentación, y dividirlo por la ganancia total del circuito de adquisición:

$$\text{Muestra} = \frac{\text{Lectura ADC} - V_{REF}}{\text{Ganancia}} \times 1000 = \frac{\text{Lectura ADC} - 1.5625 \text{ V}}{1100} \times 1000 \quad (63)$$

En el código de la aplicación, en vez de dividir por 1100 se divide por 1.1 para obtener el valor en milivoltios, más útil para graficar la señal. Una vez calculado el valor de cada muestra, el servicio lo envía a la actividad en la cual se construye el gráfico de la señal.

### 5.1.2. Filtrado de la señal

Si bien la placa de adquisición de la señal realiza un filtrado tanto pasa-bajo como pasa-alto, para mejorar la calidad de la misma y lograr que los latidos se vean similares a los ejemplos aprendidos por la red neuronal se aplicaron los mismos filtros digitales que se implementaron sobre los registros de la base de datos, detallados en la sección 4.3: un par de filtros de mediana para eliminar las desviaciones de la línea de base y un filtro de media móvil para atenuar el ruido de alta frecuencia.

Para aplicar el filtro de mediana con ventana de 71 muestras, es necesario que se hayan recibido más de 35 lecturas de la señal, de manera que al momento de filtrar la última muestra esté en el centro de la ventana. Sobre la salida de este filtro se implementa otro filtro de mediana con ventana de 215, por lo cual es necesario que se hayan filtrado más de 107 muestras con el primer filtro para comenzar a aplicar el segundo. Finalmente, lo mismo ocurre con el filtro de media móvil, que comienza a implementarse recién cuando ya se filtraron más de 2 muestras con el filtro anterior. En resumen, la aplicación debe esperar hasta haber recibido más de  $35 + 107 + 2 = 144$  lecturas de la señal para obtener el primer dato totalmente filtrado. Esta espera es despreciable, sin embargo, porque equivale a menos de medio segundo.

### 5.1.3. Detección de latidos

Para poder ejecutar la clasificación de los latidos, en primer lugar la *app* debe detectar los puntos de referencia que permiten reconocerlos. Al describir la base de datos de MIT-BIH, se mencionó que las anotaciones relativas a las clases de los distintos latidos estaban colocadas sobre los picos R de los complejos QRS. Este mismo pico es el que se tomó también como punto central del vector de muestras representativo de cada latido previamente a aplicar el Análisis de Componentes Principales. En la literatura, la detección de latidos en la señal de ECG siempre implica la detección del complejo QRS, debido a que es la deflexión más prominente y por lo tanto más fácilmente identificable.

Existen diferentes algoritmos para lograr este cometido, utilizando distintas herramientas: la primera y/o la segunda derivada de la señal, filtros digitales, la transformada ondita o incluso modelos de aprendizaje automático como redes neuronales, entre otras. Las diferentes alternativas varían en precisión y en costo computacional. En este caso, como el ámbito de aplicación es un dispositivo alimentado a batería y la detección debe realizarse de la manera más rápida posible

para que el análisis de la señal vaya a la par de la adquisición, el costo computacional es un factor relevante a considerar. Por este motivo, se optó por un algoritmo basado en la primera derivada de la señal, de implementación muy sencilla y de bajo costo computacional.

Este método de detección del QRS se basa en que éste representa la deflexión de mayor pendiente en la señal. Para cada punto de la señal de ECG recibida, la derivada se calcula de la siguiente manera:

$$d(i) = y(i + 1) - y(i - 1) \quad (64)$$

Los primeros dos segundos (720 muestras) de la señal se toman para calcular un umbral tal que, si la amplitud de la derivada supera ese umbral, se sospecha que se encontró un QRS. Este umbral se calcula como una proporción del máximo de la derivada a lo largo de estos primeros segundos. La proporción exacta se determinó empíricamente, probando con diferentes valores y evaluando los resultados. Finalmente, se definió como:

$$Umbral = 0.3 \max(d) \quad (65)$$

Pasado este par de segundos en los que sólo se determina el umbral y no es posible detectar aún ningún QRS, al calcular cada punto de la derivada se verifica si éste supera el umbral. En caso afirmativo, se evalúa la misma condición para los tres puntos sucesivos. Si cuatro puntos consecutivos de la derivada superaron el umbral, se considera que se encontró un QRS. Resta determinar el punto exacto en el que se produce el pico R. Observando cuidadosamente las señales de la base de datos utilizadas para el entrenamiento de la red neuronal, se encontró que el punto de referencia para las anotaciones no siempre estaba en el pico R, sino en realidad en el punto de máxima amplitud del complejo QRS, fuera ésta positiva o negativa. Para que la red neuronal pudiera clasificar exitosamente a los latidos, resultaba importante tomar el mismo punto de referencia. Por esto, una vez encontrados los cuatro puntos consecutivos de la derivada que superan el umbral, se determina como punto de referencia el máximo del valor absoluto de la señal original entre 30 muestras antes y 30 muestras después. Este ancho de la ventana de búsqueda de en total 71 muestras se eligió porque equivale a aproximadamente 0.17 segundos. Un QRS normal puede tener una duración de hasta 0.1 segundos, por lo cual realizando la búsqueda en ese rango nos aseguramos de encontrar el punto de referencia exacto para un latido normal, y además dejamos margen para determinarlo correctamente en latidos con QRS ancho.

La derivada de la señal correspondiente a un QRS supera el umbral en muchos

puntos. Para evitar que el algoritmo detectara varias veces el mismo latido, una vez encontrado uno, por un período de 72 muestras se suspende la búsqueda de latidos nuevos. Este tiempo corresponde al período refractario de los cardiomiocitos en el corazón que es de 0.2 segundos, durante el cual es imposible que se generen nuevos latidos.

Antes de implementarlo en la *app*, el algoritmo de detección de latidos se probó en MATLAB utilizando las señales de la base de datos de MIT-BIH. Los resultados obtenidos para señales con distintos tipos de latidos pueden verse en la figura 56.

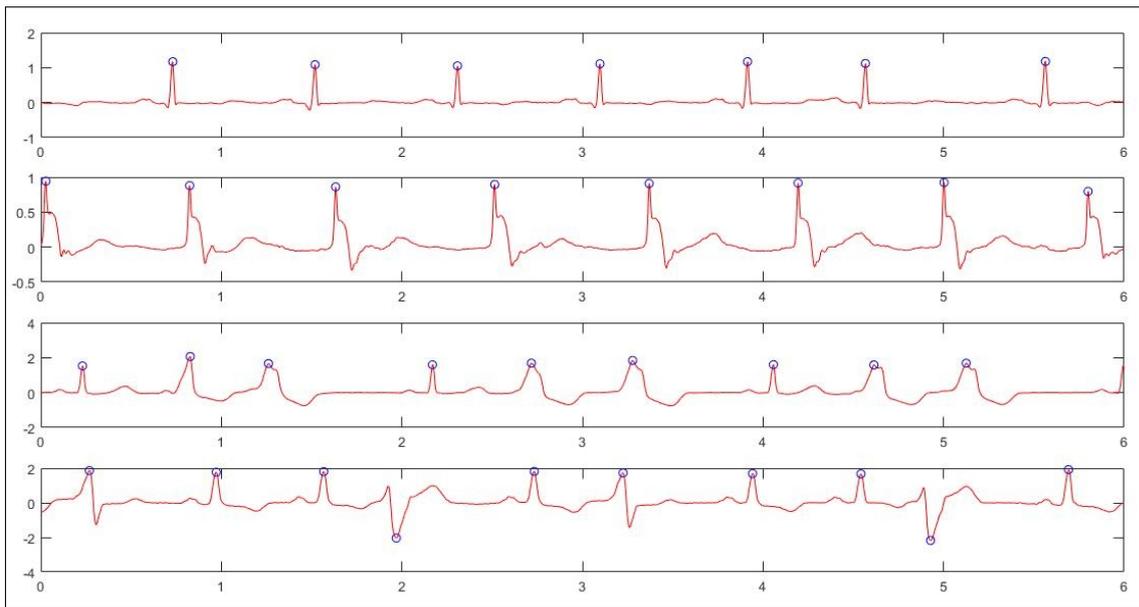


FIGURA 56: Resultados de algoritmo de detección de QRS

#### 5.1.4. Extracción de características y clasificación de latidos

Cada vez que la *app* termina de detectar un latido, inmediatamente calcula las características temporales del mismo: los tiempos pre-RR, post-RR y RR promedio como se definieron en la sección 4.4.2. Como para calcular el tiempo RR promedio se necesitan los 10 latidos anteriores al que se desea analizar, la aplicación debe esperar a que transcurran al menos 10 latidos antes de obtener uno que pueda analizar.

Una vez hecho esto, se toman 90 muestras y 90 muestras después del punto de referencia y se multiplica este vector de 181 muestras por la matriz de transformación del Análisis de Componentes Principales obtenida en el capítulo anterior. Finalmente, el vector de 13 características de entrada (10 morfológicas y 3 temporales) es llevado al modelo de red neuronal también desarrollado en el capítulo

anterior, ya implementado en la *app*. El vector de entrada es multiplicado por la matriz de pesos sinápticos que relacionan la capa de entrada de la red con la capa oculta, y el resultado obtenido para cada neurona es procesado por la función de activación, la tangente sigmoidea. Luego se repite el proceso para la capa siguiente, aunque en este caso la función de activación es la *softmax*, y de esta manera se obtienen finalmente las salidas para cada una de las clases. La neurona que tiene un mayor valor de salida corresponde a la clase más probable para ese latido.

El conteo de las clases detectadas es almacenada en el *smartphone* utilizando un objeto denominado “*Shared Preferences*”, el cual tiene asociado un archivo que contiene algunos datos puntuales de la aplicación y proporciona métodos muy sencillos para escribir y leer estos datos.

Al detectar extrasístoles, ya sea supraventriculares o ventriculares, el programa va realizando un conteo de cuántas extrasístoles consecutivas se detectaron. Si este contador llega a 4, significa que ocurrió una corrida de extrasístoles, y se almacena en las *Shared Preferences* que hubo un evento de esta índole. Al detectar un latido normal o de marcapasos, se verifica el valor de los contadores de extrasístoles, y si éste quedo en 2 o en 3, implica que ocurrió una dupla o un triplete. Estos eventos que también son almacenados, tras lo cual los contadores se vuelven a 0.

### 5.1.5. Determinación de frecuencia cardíaca

Para poder calcular la frecuencia cardíaca, se implementó una alarma que suena regularmente cada exactamente un minuto desde que se inicia el servicio, incluso aunque la pantalla del teléfono se encuentre apagada. Al sonar la alarma, el sistema da un aviso a la aplicación a través de un *Broadcast Receiver*, el cual es un componente de las *apps* de Android que no se mencionó anteriormente y que permite registrar y responder ante eventos del sistema.

La aplicación va realizando permanentemente un conteo de los latidos que va detectando. Cuando suena la alarma y recibe aviso de que pasó un nuevo minuto, compara los latidos detectados en ese momento con los que llevaba detectados un minuto atrás. La diferencia equivale al número de latidos detectados a lo largo de ese minuto, y es justamente la frecuencia cardíaca (latidos por minuto).

Una vez calculada la frecuencia cardíaca, se verifica si ésta es mayor que 100 o menor que 60. En el primer caso, se contabiliza un episodio de taquicardia, y en el segundo, uno de bradicardia, y se almacena la ocurrencia del mismo en las *SharedPreferences*. Además, se calcula la frecuencia promedio, y se determina si la frecuencia detectada es mayor a la frecuencia máxima registrada, en cuyo caso se convierte en la nueva frecuencia máxima, o el caso contrario con la frecuencia

mínima. El valor inicial de la frecuencia máxima se fijó en 0 y el de la frecuencia mínima en 1000, para que el primer valor registrado fuera capaz de reemplazar estos valores *dummy*. Al almacenar las frecuencias máxima y mínima también se almacena la hora a la que fueron registradas.

### 5.1.6. Cálculo de resumen por hora

También se estableció una alarma para realizar el registro de los tipos de latidos detectados y las frecuencias registradas en cada hora. Esta alarma suena a las horas en punto, y al sonar da aviso a través de otro *Broadcast Receiver*. Al sonar la alarma, el programa verifica cuántos latidos de cada clase lleva contabilizados y cuántos llevaba cuando había sonado la alarma anterior, y la diferencia es la que corresponde a la última hora. En cuanto a la frecuencia cardíaca, se calcula la máxima, la mínima y el promedio de igual manera a como se realiza en cada minuto, pero en este caso los valores se reestablecen después de cada hora.

### 5.1.7. Detección de actividad

Para detectar en cada momento si el paciente se encuentra en reposo o en movimiento, se utilizó una API de Google denominada “*Activity Recognition*”. Esta API recolecta los datos del acelerómetro que trae incorporado el *smartphone*, los analiza corriendo sofisticados algoritmos de inteligencia artificial y ofrece como resultado la actividad detectada y el nivel de confianza que tiene de que la clasificación fue acertada. Las clases posibles de actividades son seis:

- **ON VEHICLE:** El *smartphone* está en un vehículo en movimiento, por ejemplo un auto.
- **ON BICYCLE:** Está en una bicicleta en movimiento.
- **ON FOOT:** Está siendo trasladado por un usuario que está caminando o corriendo.
- **STILL:** Está quieto.
- **TILTING:** La orientación con respecto a la gravedad cambió significativamente.

- **UNKNOWN:** No se pudo detectar ninguna actividad.

Para adecuar este resultado al propósito de reconocer si el paciente está realizando una actividad física o se encuentra en reposo, se decidió tomar como reposo a las actividades “STILL”, “TILTING” y “ON VEHICLE” (si el usuario está manejando o bien viajando en auto, no está realizando una actividad física). Por supuesto que para que esta relación tenga sentido, es necesario que el paciente lleve el teléfono consigo todo el tiempo. Por otro lado, las actividades “ON FOOT” y “ON BICYCLE” se asociaron a un paciente que está en movimiento. “UNKNOWN” se dejó como actividad desconocida.

La API envía a la *app* actualizaciones sobre la actividad detectada permanentemente, excepto si el teléfono se mantiene quieto por un período largo de tiempo, en cuyo caso a veces la detección se detiene momentáneamente para ahorrar batería. Cada vez que la *app* reconoce un latido y lo clasifica, asocia a este latido la última actividad detectada para que el médico pueda luego correlacionar clase de latido con actividad del paciente.

### 5.1.8. Alertas

Las alertas son respuestas de la *app* a situaciones que requieren atención médica. Se proponen dos niveles de alerta en base a la gravedad de la situación y al nivel de urgencia que representan:

- **Nivel 1:** Alertas por situaciones graves que requieren atención médica inmediata. Generan una notificación para *feedback* del usuario y envían un mensaje de texto a un familiar definido previamente por el usuario, solicitándole que contacte a un número de emergencia lo antes posible. Además, se envía un correo electrónico al médico conteniendo la señal de ECG con detalles adjuntos.
- **Nivel 2:** Aquellas que se refieren a situaciones menos urgentes, que ameritan que el paciente solicite un turno médico a la brevedad pero no necesitan de atención inmediata. En estos casos, también se brinda una notificación y se envía un reporte al médico pero no se envía el mensaje de texto al contacto de emergencia.

La notificación aparece sumada a la respectiva al servicio *foreground* mencionada anteriormente, tiene un título descriptivo de la situación anormal registrada y le informa al usuario de los pasos a seguir. Al tocarla, el usuario es llevado a la

*app*, y si desliza el dedo sobre ella la elimina como sucede con otras notificaciones de Android.

El mensaje de texto enviado al contacto de emergencia no contiene información específica sobre la alerta, sino que simplemente informa que se detectó una situación de emergencia y solicita que llame a una ambulancia cuanto antes. El nombre del paciente, que se le pidió que introdujera al comienzo del estudio, permite que el mensaje de texto sea más personalizado, indicando: “Se detectó una situación de emergencia en el ECG de (*nombre del paciente*)”. Si el paciente no especificó su nombre por algún motivo, se lo reemplaza por el término genérico “su familiar”.

Para no sobrecargar la memoria del teléfono, la aplicación no guarda la señal de ECG detectada indefinidamente, sino que conserva en todo momento únicamente la última hora, mientras que las muestras anteriores se van eliminando. Cuando se detecta una situación de alerta se envía por e-mail al médico toda la señal almacenada en ese momento, es decir, la correspondiente a la última hora, junto con la clasificación de cada latido, los síntomas anotados y los niveles de actividad registrados. Para facilitar el envío del correo, se utilizó una librería denominada "GmailBackground", que permite mandar un e-mail en el fondo, sin ninguna interacción por parte del usuario. Los mails se envían desde una cuenta de Gmail creada especialmente para este fin, *holterbluetoothinteligente@gmail.com*. El asunto de todos los correos es “Informe Holter Bluetooth Inteligente”, y en el cuerpo se detalla la situación que generó el alerta y la hora a la que sucedió. Todos los datos detallados anteriormente se envían como archivo adjunto. Se buscó un formato para este archivo que pudiera luego ser leído de manera sencilla en la computadora. El formato elegido es JSON (*JavaScript Object Notation*) por ser particularmente adecuado para el intercambio sencillo de datos.

En cuanto a las situaciones de alerta en sí mismas, habría muchas posibilidades a analizar y cubrir todas las posibles situaciones de alerta excede al alcance de este proyecto, por lo que se eligieron algunas situaciones bien definidas a detectar para demostrar la funcionalidad de la *app*. Habiendo consultado con un experto en el área, se definieron las siguientes situaciones dentro del nivel de alerta 1:

- Evento de taquicardia ventricular
- Evento de taquicardia paroxística supraventricular de más de un minuto de duración
- Pausa mayor a 2 segundos

Mientras que dentro del nivel de alerta 2 se englobaron los siguientes eventos:

- Evento de bradicardia (frecuencia cardíaca menor a 60 lpm)
- Extrasístoles de cualquier tipo recurrentes (más de 1000 en una hora)
- Dupla o triplete de extrasístoles ventriculares

Los eventos de taquicardia ventricular o taquicardia supraventricular, son equivalentes a corridas de extrasístoles ventriculares o supraventriculares respectivamente. Por lo tanto, cuando el programa detecta una corrida como se explicó anteriormente, si se trata de una corrida ventricular automáticamente emite una alerta de tipo 1. Por el otro lado, si se trata de una supraventricular, monitorea el contador de extrasístoles supraventriculares verificando si llega a 21600 muestras, que es el equivalente a 1 minuto. Si esto sucede, también emite una alerta de tipo 1.

Las pausas mayores a 2 segundos se detectan utilizando un contador que va aumentando en 1 con cada muestra recibida. Al detectar un QRS, el contador se vuelve a 0. Si este contador alcanza en algún momento un valor de más de 720, implica que transcurrieron 720 muestras sin haber detectado ningún QRS, es decir, 2 segundos sin detección de latidos, y en este caso se considera que hubo una pausa.

Los eventos de bradicardia se registran al calcular la frecuencia cardíaca, y la detección de duplas y tripletes ya se describió. La verificación de si el número de extrasístoles en la última hora superó las 1000 se realiza utilizando sencillamente un contador que al sonar la alarma de las horas en punto, utilizada para el resumen por hora, se regresa a 0.

## 5.2. Interfaz de usuario (actividades)

La interfaz de usuario consiste de tres actividades: dos que aparecen únicamente al comenzar el análisis, que permiten al usuario ingresar sus preferencias por primera vez y dar inicio al estudio, y una actividad principal.

### 5.2.1. Inicio

Son dos las actividades de inicio, que aparecen únicamente al comenzar el estudio. Si el usuario cierra la aplicación y luego al reabirla ésta detecta que el análisis de la señal está en curso, directamente se muestra la actividad principal.

Por seguridad, para que una *app* pueda realizar ciertas acciones en Android es necesario pedirle permiso previamente al usuario. Estos permisos deben declararse en el manifiesto, un archivo en el cual se define información esencial sobre la aplicación. Al declararlos, algunos son concedidos automáticamente por el sistema, mientras que para otros, considerados “peligrosos”, Android solicita el permiso de manera explícita. Desde la penúltima versión de Android, Marshmallow, el usuario puede revocar estos permisos peligrosos cuando lo desee, por lo que es necesario que la *app* chequear al ejecutarse si estos permisos están concedidos y en caso negativo los solicite. La primera actividad de inicio se encarga de chequear estos permisos (ver Fig. 57, que para el caso de esta aplicación son dos: para enviar SMS y para acceder a la ubicación (este último es necesario en Marshmallow para poder descubrir dispositivos Bluetooth)).

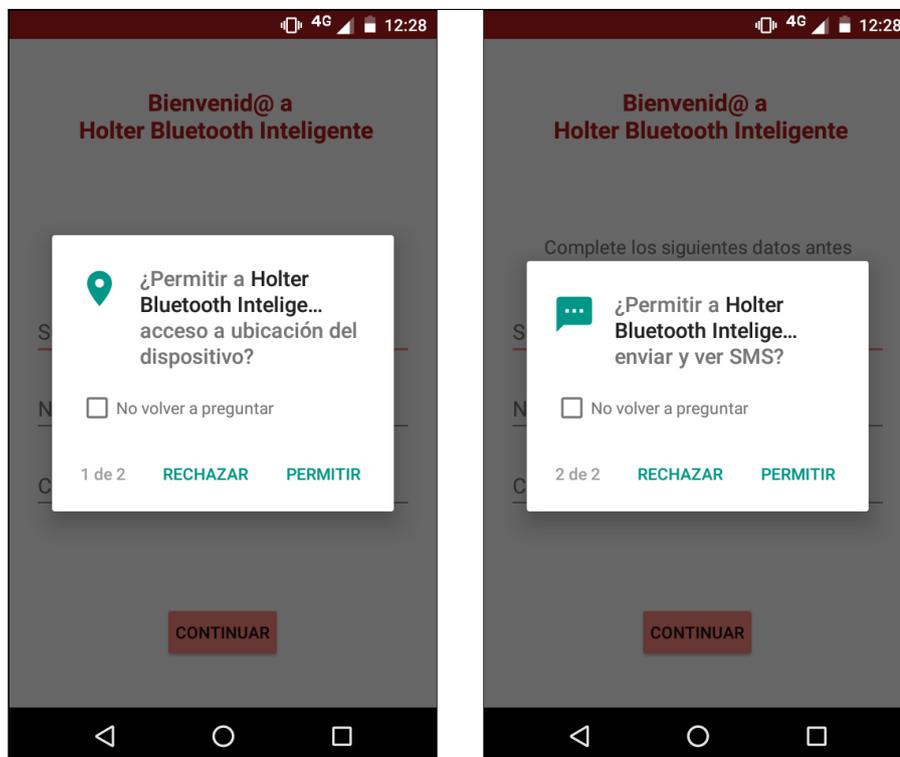


FIGURA 57: Solicitud de permisos

Esta primera actividad de inicio se ocupa también de pedirle al usuario que ingrese algunos datos importantes: su nombre, el número de teléfono del contacto de emergencia y el correo electrónico de su médico (ver Fig. 58).

Una vez completada esta información, al presionar el botón de “Continuar” se abre la segunda actividad de inicio. Ésta brinda información sobre cómo colocar los electrodos, y da la contraseña para el emparejamiento Bluetooth con el sensor (ver Fig. 59).

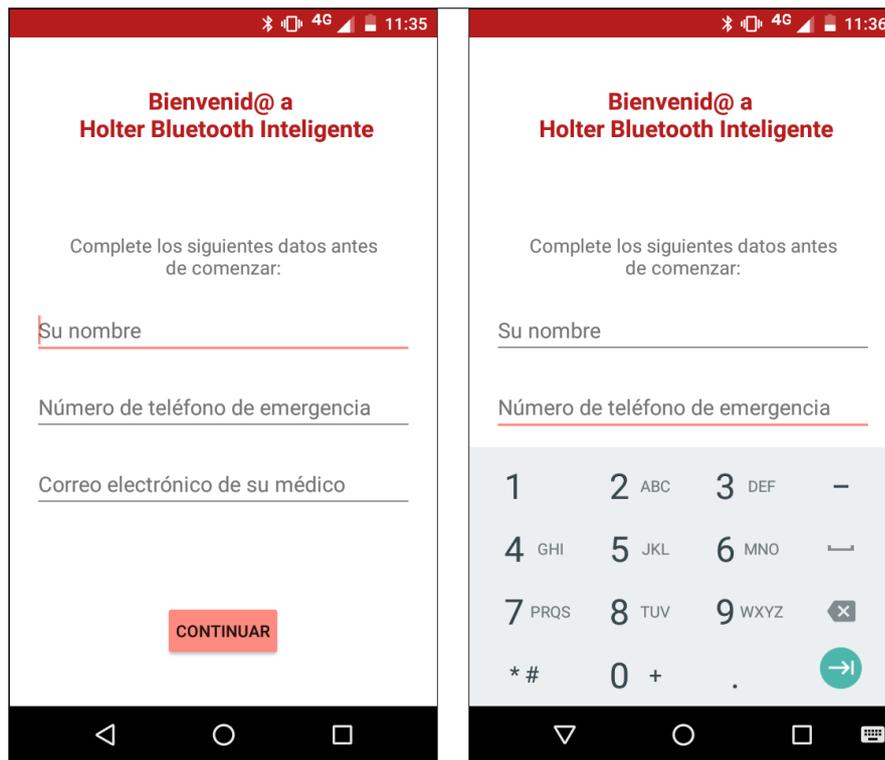


FIGURA 58: Primera actividad de inicio

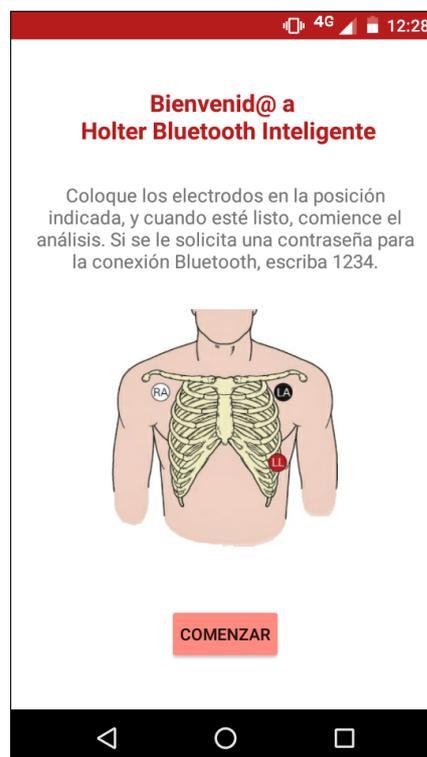


FIGURA 59: Segunda actividad de inicio

Al oprimir “Comenzar”, en primer lugar se verifica si el Bluetooth está habilitado y en caso negativo se pide permiso para habilitarlo. Una vez hecho esto, se inicia el servicio descrito anteriormente, y es éste el que una vez concretado el emparejamiento (si es la primera vez que se realiza la vinculación) y la conexión Bluetooth al sensor inicia la actividad principal. Los cuadros de diálogo que abre el sistema Android para la solicitud de habilitación del Bluetooth y la de vinculación pueden verse respectivamente en las figuras 60 y 61.

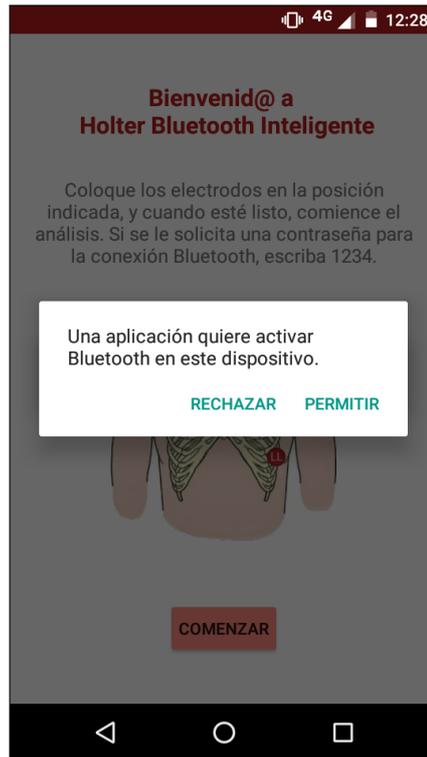


FIGURA 60: Solicitud de habilitación de Bluetooth

### 5.2.2. Actividad principal

Dentro de esta actividad se implementó un *Navigation Drawer*, que es un panel que muestra las opciones de navegación de aplicación en el costado izquierdo de la misma, y que permanece oculto la mayor parte del tiempo, excepto cuando el usuario desliza su dedo desde el borde izquierdo de la pantalla o toca el icono correspondiente en la barra superior de la aplicación (ver Fig. 62). Al tocar las distintas opciones del menú del *Navigation Drawer*, se cargan distintos fragmentos en la actividad principal. Los fragmentos son sub-módulos de las actividades.

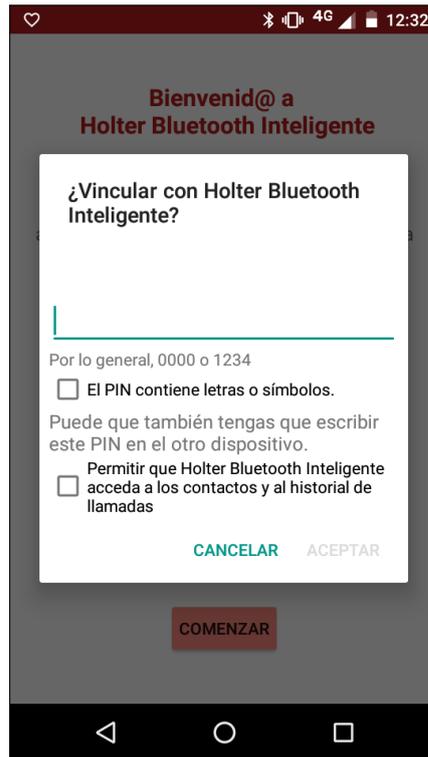


FIGURA 61: Solicitud de vinculación con el dispositivo Bluetooth

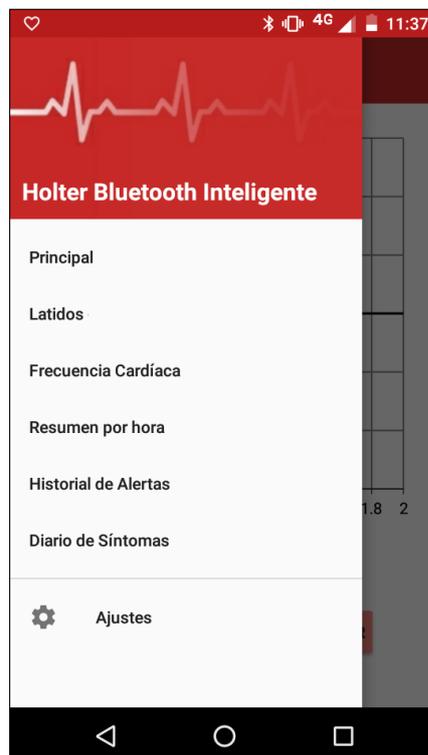


FIGURA 62: Navigation Drawer

## Principal

Este es el fragmento que se muestra por defecto, y consiste de un gráfico de la señal que se va dibujando al tiempo que se reciben las muestras, por lo que hace las veces de monitor, como se puede ver en la figura 63.

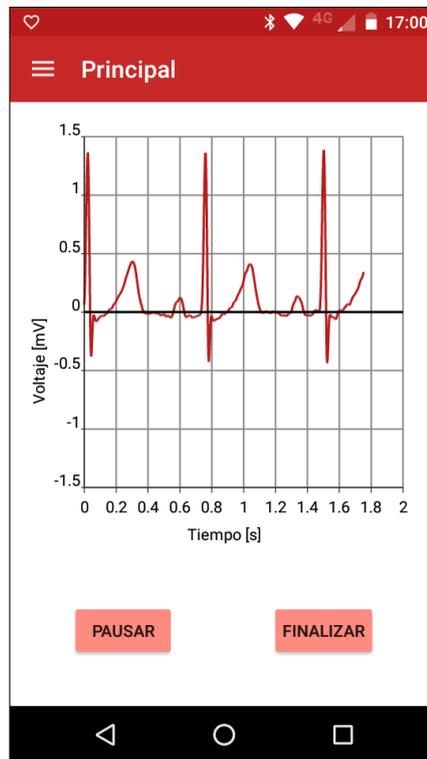


FIGURA 63: Pantalla principal

La grilla sobre la que se dibuja el gráfico tiene las mismas medidas que la del papel de ECG: 0.2 segundos por cuadrado en el eje de las X, y 0.5 mV por cuadrado en el eje de las Y. Para graficar la señal, se utilizó una librería de código abierto denominada “*A Chart Engine*”, que permite realizar gráficos de todo tipo. Cada vez que el servicio recibe una muestra de la señal por Bluetooth, le da aviso a este fragmento a través de un *Broadcast Receiver*. El fragmento recibe el dato y lo grafica.

Debajo del gráfico aparecen dos botones: “Pausar” y “Finalizar”. Al presionar cualquiera de estos dos botones, la recepción y el análisis de los datos se detienen, pero el usuario puede seguir viendo la información recabada a lo largo del estudio porque ésta no se borra. La diferencia radica en que, si se pausa el estudio, aparece una opción de “Reanudar” que permite retomarlo sin borrar la información anterior, mientras que si se presiona “Finalizar”, se considera que el estudio ha concluido y se puede continuar viendo toda la información relativa al mismo, o

bien presionar “Reiniciar” para comenzar un nuevo estudio. La opción de “Reiniciar” borra todos los datos recolectados hasta el momento (almacenados en *Shared Preferences*) y hace que el análisis comience desde cero.

Cuando se accede a cualquier otra opción del *Navigation Drawer*, al presionar el botón de volver atrás del sistema Android, la *app* siempre vuelve a la pantalla principal.

### Latidos

En esta pantalla se muestra la cantidad de latidos que se registraron de cada clase. Se sub-divide en tres pestañas: “Total”, “Ventriculares” y “Supraventriculares”. En la primera (*ver Fig. 64*), se indican los latidos detectados para las cuatro clases de salida de la red neuronal: normales, extrasístoles ventriculares, extrasístoles supraventriculares y latidos generados por marcapasos. En las otras dos (*ver Fig. 65 y 66*), se muestra para cada uno de los dos tipos de extrasístoles, cuántas de ellas se detectaron en forma aislada y el número de duplas (dos extrasístoles seguidas), tripletes (tres seguidas) y corridas (más de tres seguidas).

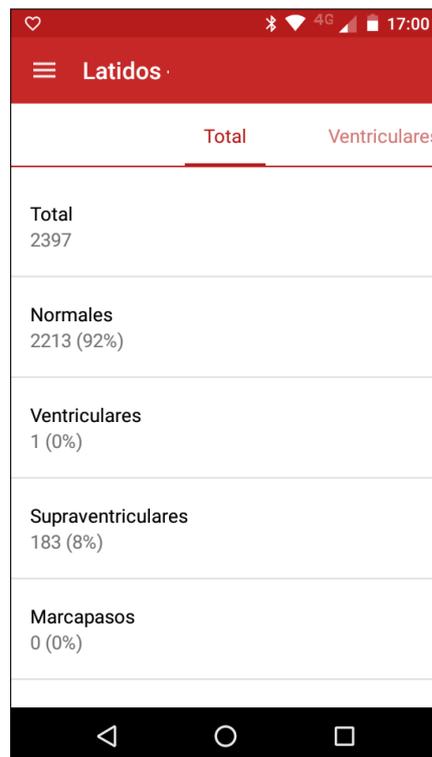


FIGURA 64: Pantalla de latidos (total)

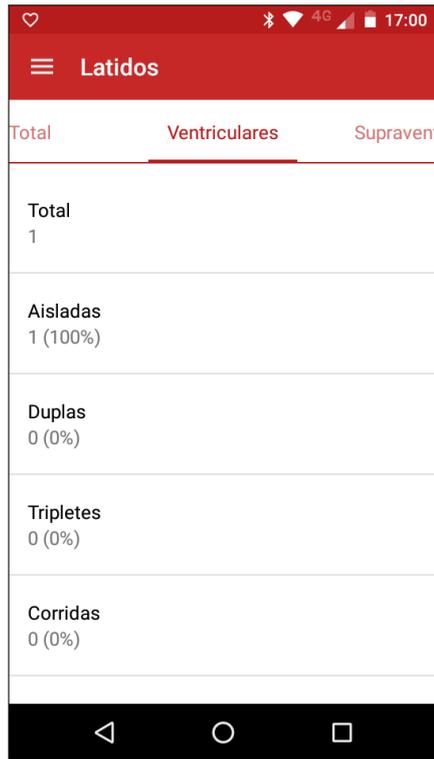


FIGURA 65: Pantalla de latidos (ventriculares)

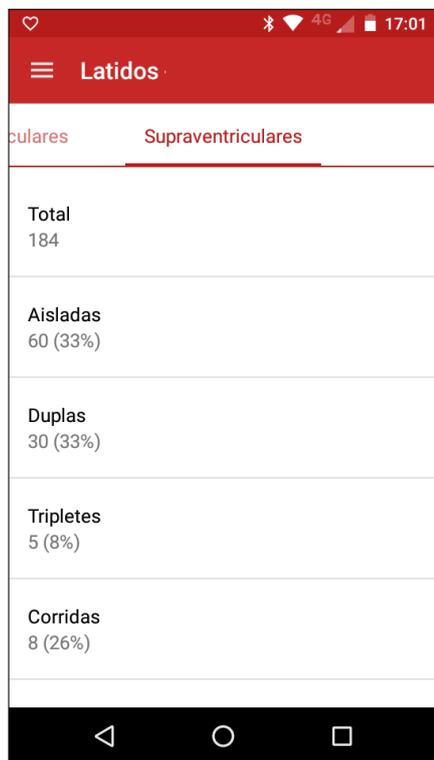


FIGURA 66: Pantalla de latidos (supraventriculares)

Junto con el número absoluto de latidos de cada tipo detectados, se muestra el porcentaje sobre el total para brindar una idea de la cantidad relativa de latidos anormales.

Para obtener el conteo de cada uno de los tipos de latidos, este fragmento lee los datos del archivo de *Shared Preferences*. Lo mismo ocurre con los demás fragmentos, descritos de ahora en adelante. La información de esta pantalla se actualiza cada 1 segundo.

### Frecuencia cardíaca

Este fragmento consiste de dos pestañas. La primera indica la frecuencia cardíaca máxima, mínima y promedio registradas, como puede verse en la figura 67. Para la máxima y la mínima, se indica también la hora a la que se detectaron. Además, se enumeran los eventos de taquicardia (frecuencia cardíaca mayor a 100 lpm) y bradicardia (frecuencia menor a 60 lpm), y las pausas mayores a 3 segundos. En la segunda pestaña, se muestra el gráfico de la frecuencia cardíaca a lo largo del tiempo, que puede observarse en la figura 68. Estas pantallas también se actualizan cada 1 segundo, al igual que en el caso de la anterior.



FIGURA 67: Pantalla de frecuencia cardíaca (estadísticas)

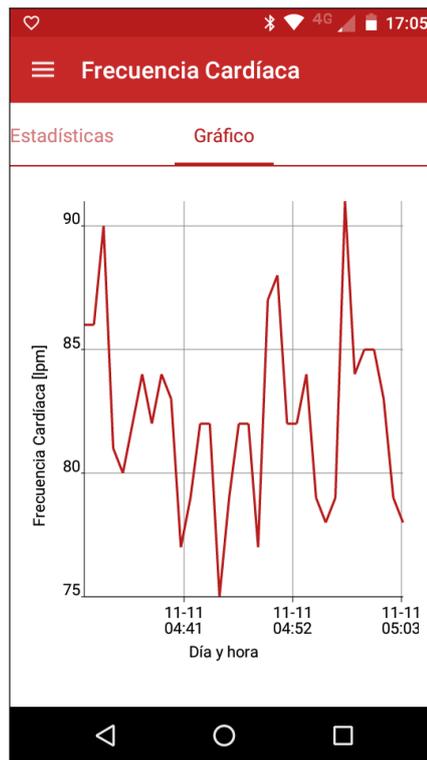


FIGURA 68: Pantalla de frecuencia cardíaca (gráfico)

### Resumen por hora

Consiste también de dos pestañas, una referida a la clasificación de los latidos y otra a la frecuencia cardíaca. Cada una de ellas muestra una tabla en la que cada fila corresponde a un intervalo horario, y para cada intervalo se muestran los datos más relevantes de esa categoría: para la clasificación de los latidos se indica el número de latidos pertenecientes a las distintas clases, y para la frecuencia cardíaca, el máximo, el mínimo y el promedio (*ver Fig. 69*).

El objetivo de esta pantalla es que sea posible conocer la evolución de cada uno de estos parámetros a lo largo del tiempo, lo cual en un estudio de monitoreo a largo plazo como el Holter es sumamente importante.

Estas pantallas también se actualizan cada 1 segundo, y en cada actualización verifican si se almacenó el resumen de una nueva hora para agregarlo a la tabla. Como la alarma para el cálculo del resumen se configuró para horas en punto, si el estudio comienza, por ejemplo, a las 14:35, el primer intervalo horario que aparecerá en las tablas será el comprendido entre las 14:35 y las 15:00, mientras que el siguiente será el que va de las 15:00 a las 16:00. Al presionar el botón de finalizar el estudio en la pantalla principal, se registra un último intervalo entre la última hora en punto y la hora de finalización. Es decir, si se concluye el estudio a



FIGURA 69: Pantalla de resumen por hora

las 18:25, el último intervalo mostrado será el comprendido entre las 18:00 y las 18:25. Además de los intervalos horarios, en las tablas se indican las fechas a las que corresponden, porque se supone que el estudio podría durar hasta 7 días.

### Historial de alertas

En esta pantalla se muestra en forma de tabla un resumen de las alertas brindadas por la *app*, cada una de ellas representada por el horario de ocurrencia y la situación que las suscitó (*ver Fig. 70*). Permite tanto al médico como al paciente llevar un control de las situaciones anormales detectadas.

### Diario de síntomas

Esta sección le permite al paciente ir escribiendo los síntomas que experimenta a lo largo del estudio, imitando las anotaciones en papel que se deben realizar en un monitoreo con Holter. Cuando el usuario percibe una sensación fuera de lo normal, sólo tiene que presionar el botón de “Agregar síntoma” y allí se abre un cuadro de diálogo que lo habilita a describir el síntoma con un texto tan breve o extenso como lo desee (*ver Fig. 71*).

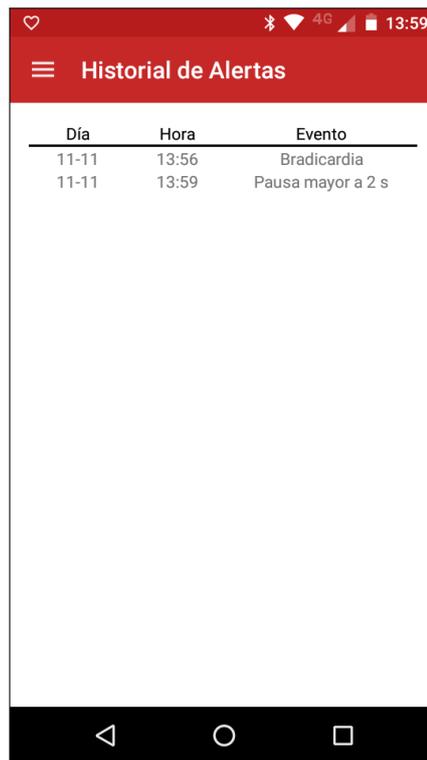


FIGURA 70: Pantalla de historial de alertas

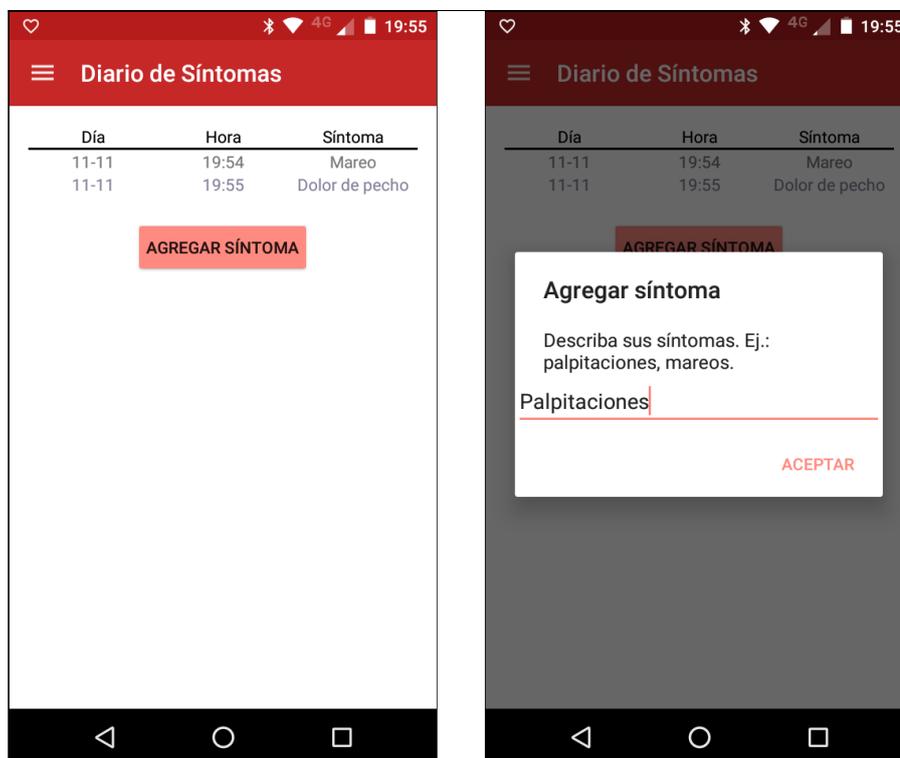


FIGURA 71: Pantalla de diario de síntomas

El síntoma queda asociado a la hora en la cual se lo registró, y cada vez que se

agrega uno aparece una entrada en una tabla mostrando la hora y la descripción escrita por el paciente. A su vez cuando se agrega un síntoma se da aviso por medio de un *Broadcast Receiver* al servicio, que se encarga de adosarlo al último latido detectado. De esta manera, cuando se abre luego el informe enviado por la *app* al mail del médico, el síntoma aparece escrito sobre este latido.

#### Ajustes

Aquí el usuario puede modificar los datos introducidos al inicio del estudio: su nombre, el teléfono del contacto de emergencia y el correo electrónico del médico.

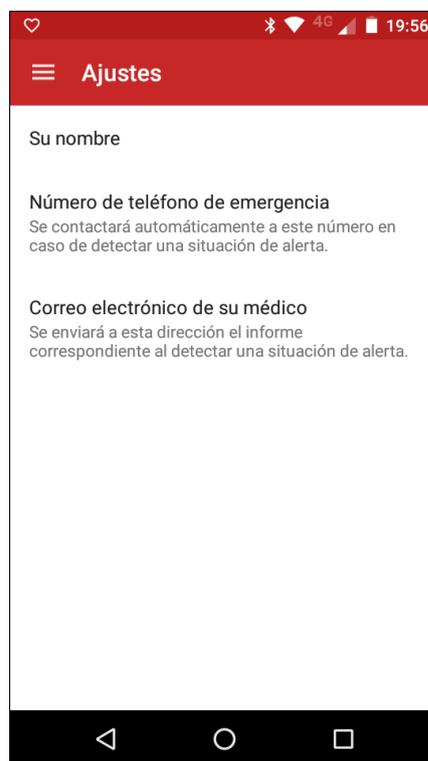


FIGURA 72: Pantalla de ajustes

### 5.3. Visualizador de archivos

Para que el médico pueda visualizar la señal y los datos anexos que se le envía por correo electrónico, es necesario un programa para la computadora que permita abrir el archivo adjunto y extraer la información contenida en el mismo. Con este fin, se diseñó una pequeña aplicación utilizando GUIDE, un entorno de desarrollo para interfaces gráficas que ofrece MATLAB.

Al abrirse este pequeño programa, se solicita al usuario seleccionar el archivo que se quiere visualizar. El archivo debe contener la extensión .json, que es la que utiliza la *app* al almacenarlos. Para poder extraer la información de archivos con este formato, se utilizó una *toolbox* de código abierto, JSONLab, que permite decodificar archivos JSON a estructuras propias del lenguaje de MATLAB o viceversa.

Una vez elegido el archivo a visualizar, se abre una interfaz gráfica que puede verse en la figura 73, que consiste de un gráfico de la señal sobre el cual se muestran los tipos de latidos, los niveles de actividad de reposo o movimiento y los síntomas anotados por el paciente. El usuario puede desplazarse por el gráfico a lo largo del eje del tiempo para visualizar distintos instantes de la señal. A la derecha de esto, un botón da al usuario la opción de seleccionar un nuevo archivo para visualizar, y se muestra también un panel con información referente al horario en que fue registrada la señal y al evento anómalo que se detectó y que disparó la alarma.

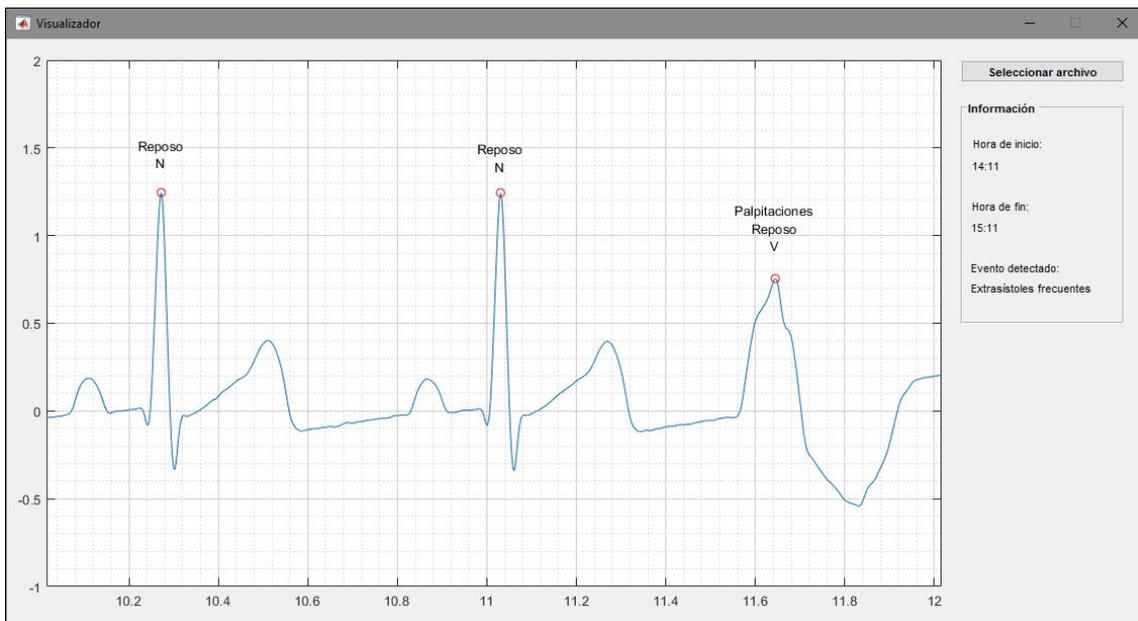


FIGURA 73: Visualizador de archivos

MATLAB trae una herramienta denominada Compilador de Aplicaciones, que permite compilar archivos de MATLAB como programas independientes, que pueden ser instalados sin que sea necesario tener instalado MATLAB. Por lo tanto, se podría ofrecer el programa al médico en la forma de un instalador de Windows similar al de cualquier otro programa, sin que fuera necesario que éste contara con una computadora con MATLAB.

## Capítulo 6

### Resultados

Para evaluar la performance del prototipo final desarrollado, se utilizó un simulador de ECG, gentilmente cedido por el departamento de Mantenimiento Biomédico del Hospital Municipal de Urgencias. El equipo utilizado es el Impulse 6000D de la marca Fluke (*ver Fig. 74*), un analizador portátil de desfibriladores que incluye también un simulador de ECG. Tiene 10 canales de salida de ECG que permiten simular las 12 derivaciones estándar. Se puede ajustar tanto la amplitud como la frecuencia de la señal, y además del ritmo sinusal normal, también pueden simularse diferentes arritmias. Se utilizó este equipo para determinar si la señal graficada en la aplicación estaba correctamente calibrada y observar cómo se comportaban los filtros, y para evaluar la exactitud de la misma en los dos aspectos básicos que se encarga de analizar: la frecuencia cardíaca y las clases de latidos.



FIGURA 74: Fluke Impulse 6000D <sup>42</sup>

## 6.1. Calibración de la señal y evaluación de filtros

Para comprobar que la amplitud y la frecuencia de la señal graficada se correspondían con las reales, se utilizó una función del simulador que permite obtener como salida una senoidal. Se simuló una onda de 1 mV pico a pico de amplitud, con diferentes valores de frecuencia: 0.05 Hz, 0.5 Hz, 5 Hz y 40 Hz, y los resultados obtenidos pueden verse en las figuras 75, 76, 77 y 78.

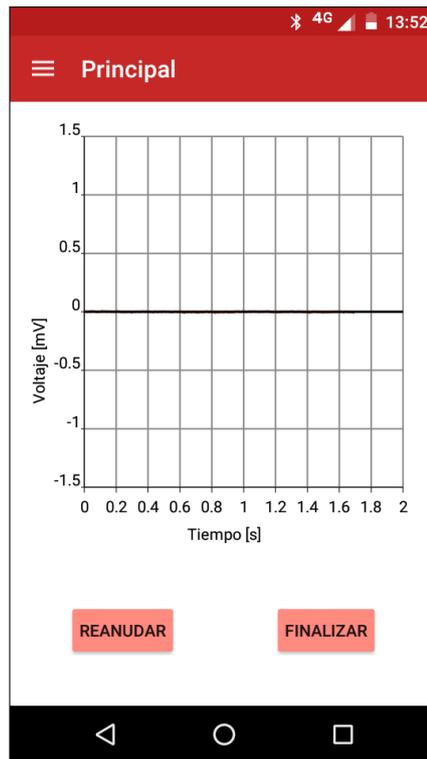


FIGURA 75: Señal 1 mV - 0.05 Hz

Para las señales de 0.05 y 5 Hz, la amplitud pico a pico de la señal graficada es muy cercana a 1 mV. La señal de 0.05 Hz está atenuada prácticamente en su totalidad debido a que es filtrada por el filtro pasa-banda analógico contenido en la placa de adquisición de la señal (ver Fig. 35). Por otro lado, la señal de 40 Hz es la frecuencia de corte del filtro de la placa, pero queda atenuada a alrededor de la mitad de su valor debido al filtro digital aplicado en el programa para Android (ver Fig. 44). Las frecuencias de las señales graficadas se corresponden con las indicadas por el simulador: por ejemplo, en la señal de 5 Hz, el período de la señal se corresponde con un cuadrado en el eje de tiempo, equivalente a 0.2 s.

<sup>42</sup><http://www.flukebiomedical.com/biomedical/usen/defibrillator-analyzers/impulse-6000d-defibrillator-tester-analyzer.htm?pid=78382>. Última visita a la página: 12/11/2016.

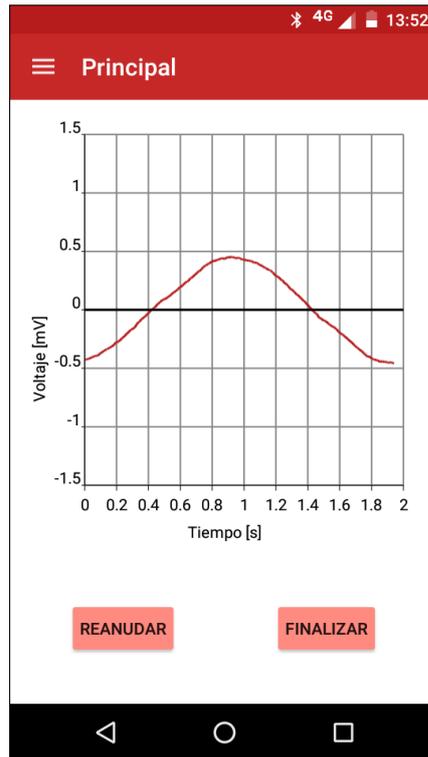


FIGURA 76: Señal 1 mV - 0.5 Hz

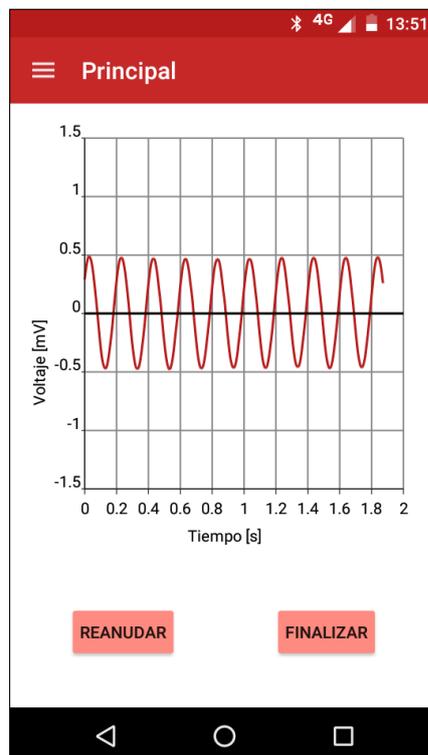


FIGURA 77: Señal 1 mV - 5 Hz

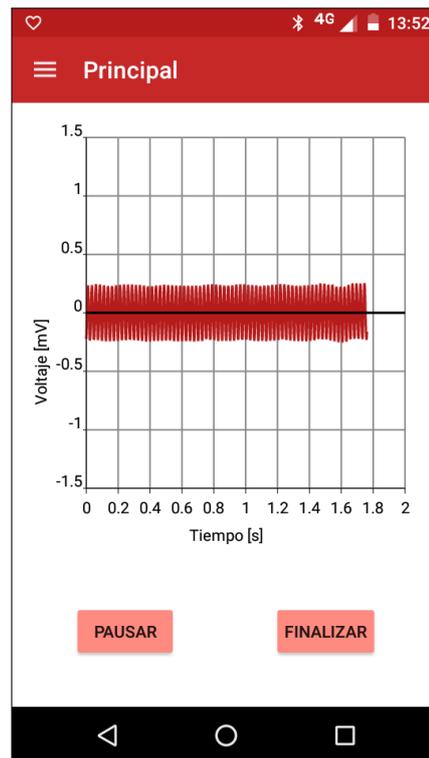


FIGURA 78: Señal 1 mV - 40 Hz

## 6.2. Evaluación de determinación de frecuencia cardíaca y clasificación de latidos

Para determinar si la aplicación estaba calculando correctamente la frecuencia cardíaca y si distinguía los latidos normales, se simuló una señal de ritmo sinusal con diferentes frecuencias: 60 lpm (frecuencia cardíaca normal), 50 lpm (bradicardia) y 110 lpm (taquicardia). Se simularon extrasístoles supraventriculares (tanto atriales con nodales) y ventriculares para verificar si estos tipos de latidos eran clasificados adecuadamente. No fue posible simular los latidos generados por marcapasos dado que el simulador utilizado no cuenta con esa función.

### 6.2.1. Ritmo sinusal normal

En la figura 79, se puede observar la señal graficada para un ritmo sinusal con 60 latidos por minuto de frecuencia. Se puede ver que el tiempo transcurrido entre un latido y el siguiente efectivamente es de aproximadamente 1 s. La pantalla de frecuencia cardíaca se muestra en la figura 80. Por otro lado, se puede ver en la figura 81 que todos los latidos fueron clasificados como normales.

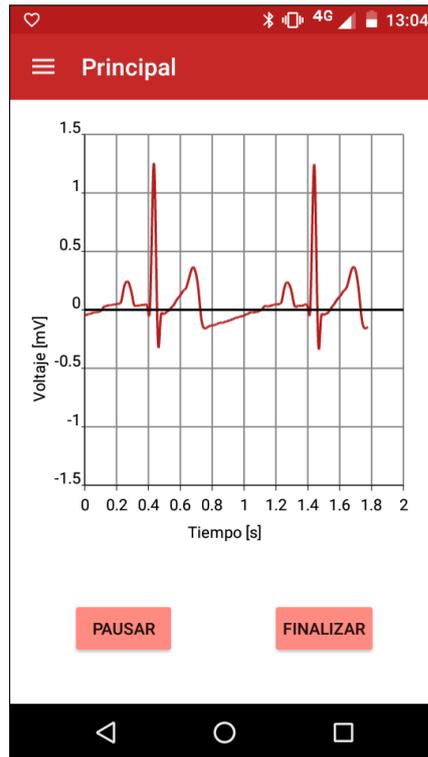


FIGURA 79: Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla principal



FIGURA 80: Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca

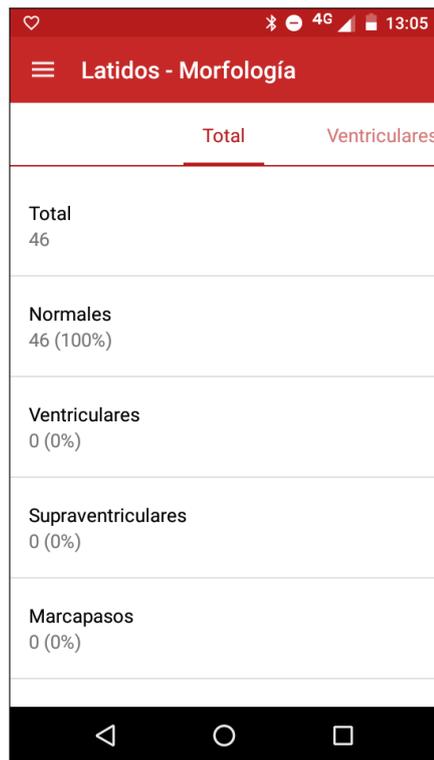


FIGURA 81: Ritmo sinusal 60 lpm - Pantalla de latidos

### 6.2.2. Bradicardia sinusal

En las figuras 82, 83 y 84, se muestra la señal graficada y las pantallas de frecuencia cardíaca y de latidos para un ritmo sinusal con 50 latidos por minuto. La frecuencia calculada es correcta y nuevamente la totalidad de los latidos es considerada normal. Como se incluyó a los eventos de bradicardia dentro de uno de los niveles de alerta (nivel 1), al simular esta señal se generó una notificación, que puede verse en la figura 85.

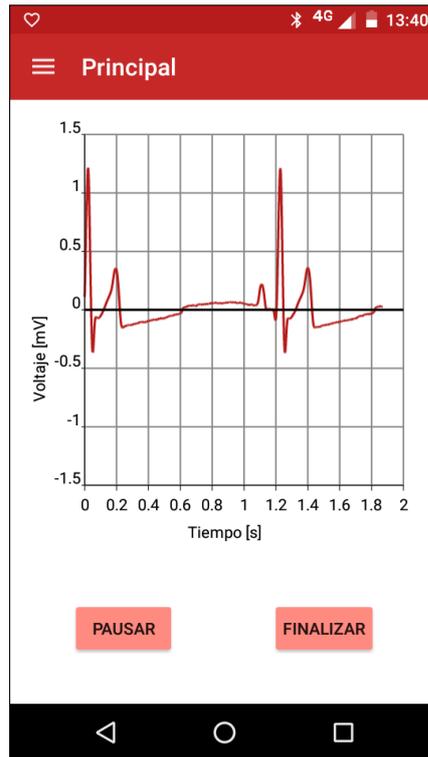


FIGURA 82: Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla principal



FIGURA 83: Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca

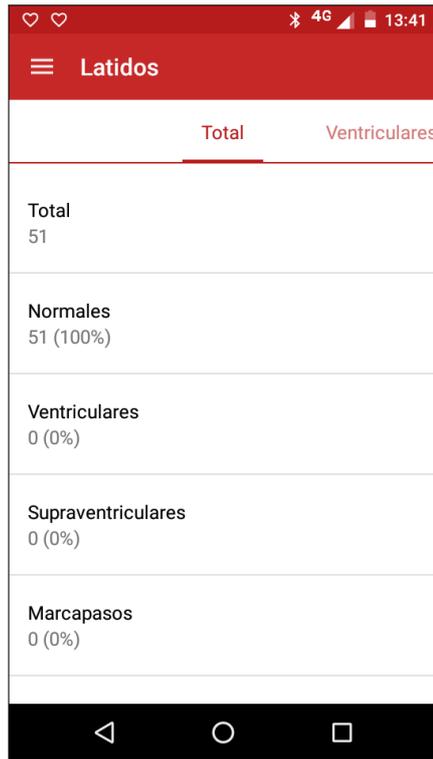


FIGURA 84: Bradicardia sinusal 50 lpm - Pantalla de latidos

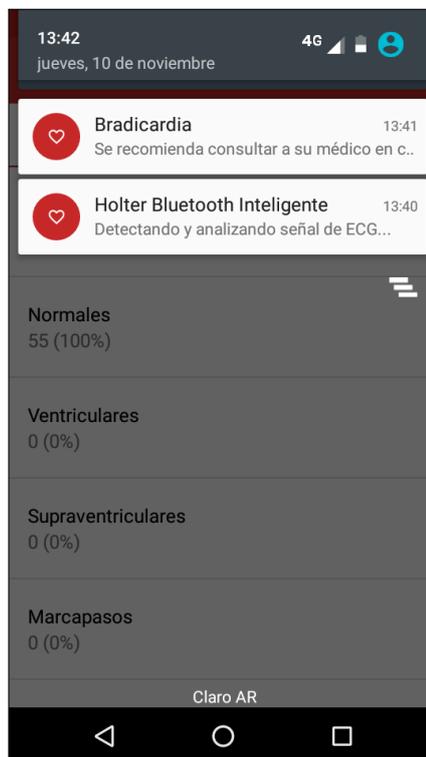


FIGURA 85: Bradicardia sinusal 50 lpm - Notificación de alerta

### 6.2.3. Taquicardia sinusal

Los resultados obtenidos al simular una señal de ritmo sinusal con frecuencia de 110 latidos por minuto se muestran en las figuras 86, 87 y 88.

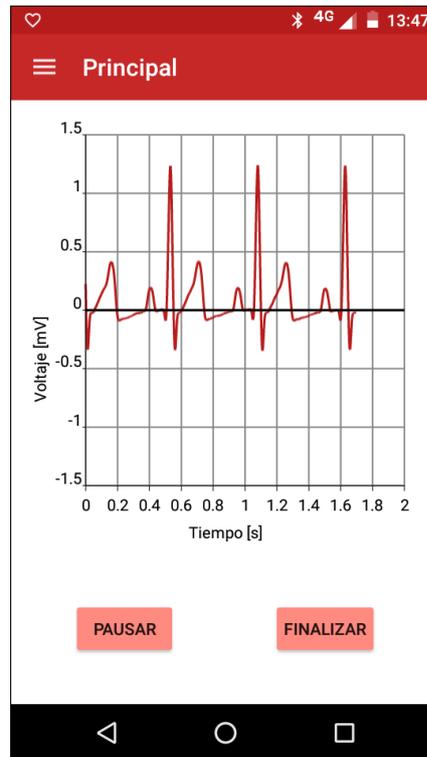


FIGURA 86: Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla principal

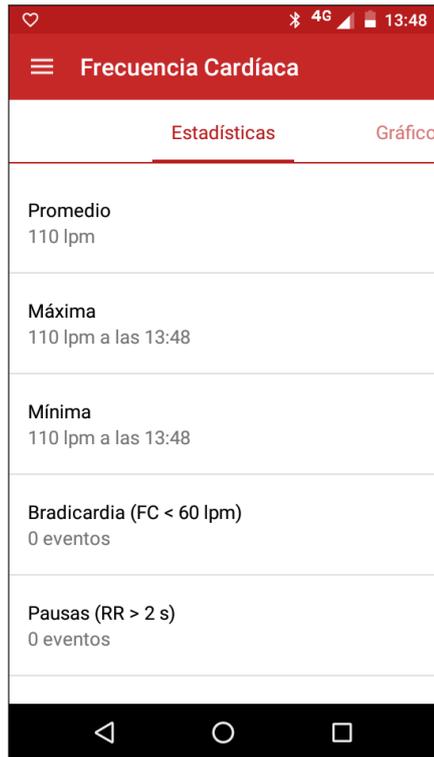


FIGURA 87: Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla de frecuencia cardíaca

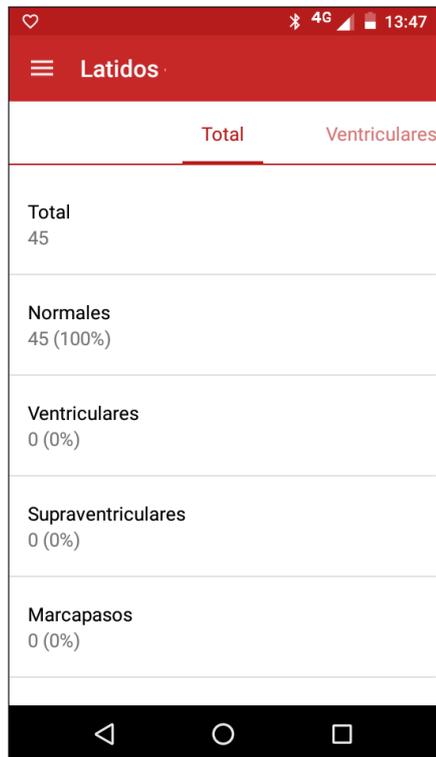


FIGURA 88: Taquicardia sinusal 110 lpm - Pantalla de latidos

### 6.2.4. Extrasístoles supraventriculares

Se simularon dos tipos de extrasístoles supraventriculares: atriales y nodales. La diferencia entre ambos puede observarse en la señal graficada (figuras 89 y 92). El simulador generaba una extrasístole cada 7 latidos normales. Esto da como resultado un porcentaje de extrasístoles de  $1/8 \times 100 \approx 12.5\%$ , lo que se corresponde con los resultados obtenidos (ver figuras 90 y 93). Un fragmento de la señal simulada se envió vía mail en forma de archivo adjunto, como el que se enviaría en caso de que ocurriera una alerta, para poder ver la señal y la clase de cada latido con el visualizador desarrollado en MATLAB. En las figuras 91 y 94, se ve que los latidos etiquetados como extrasístoles son los correctos.

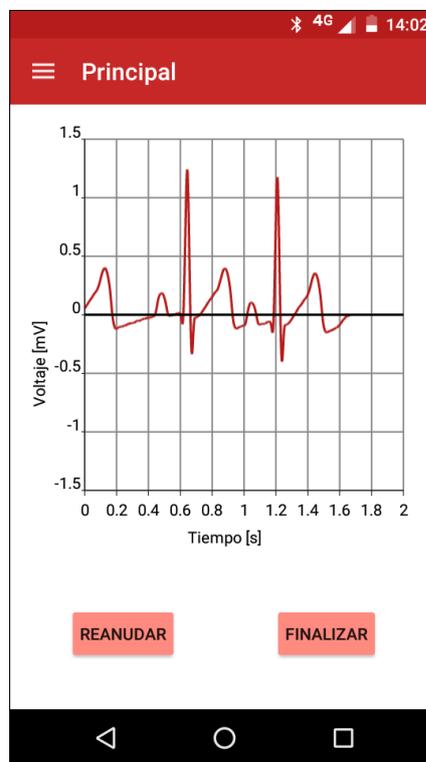


FIGURA 89: Extrasístoles atriales - Pantalla principal

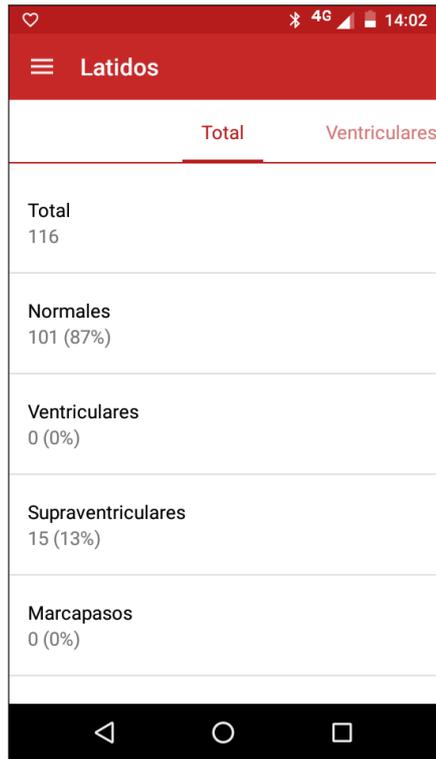


FIGURA 90: Extrasístoles atriales - Pantalla de latidos

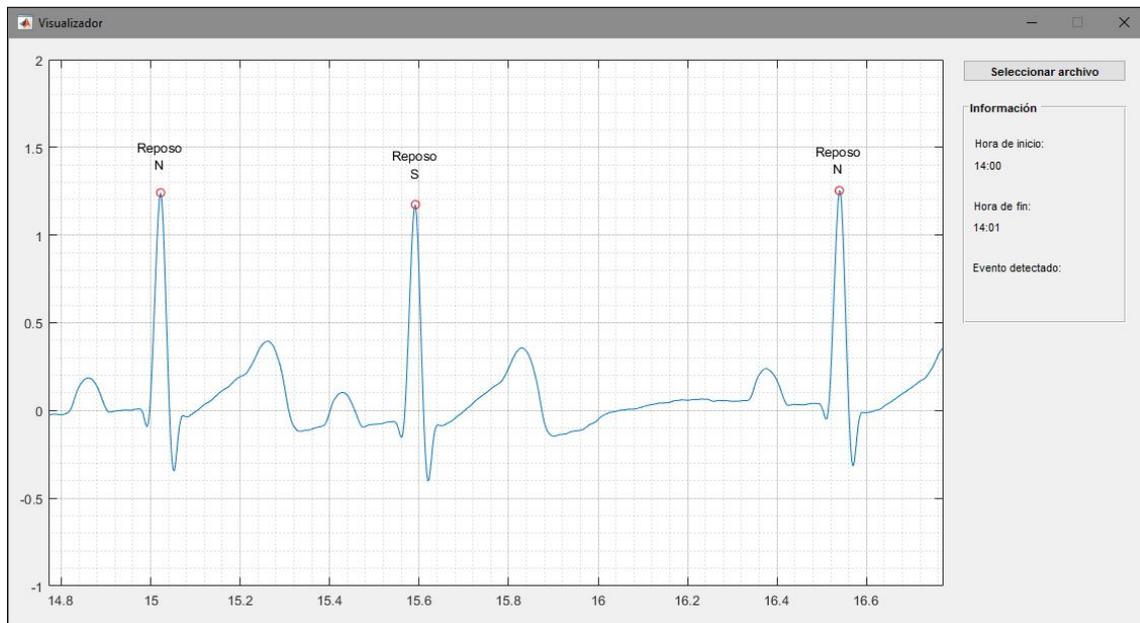


FIGURA 91: Extrasístoles atriales - Visualizador de archivos

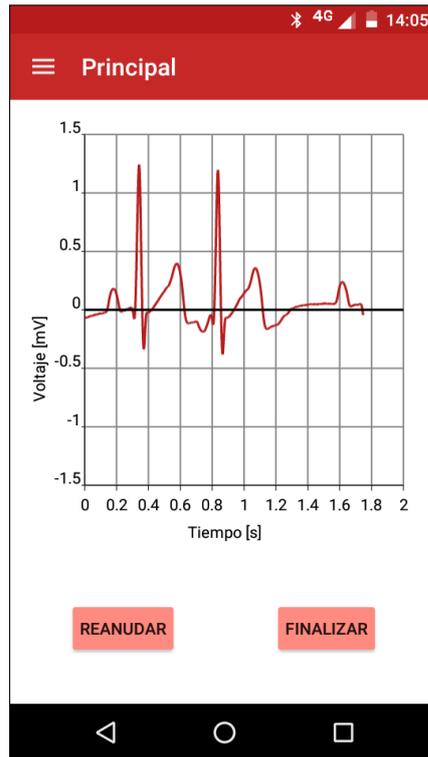


FIGURA 92: Extrasístoles atriales - Pantalla principal

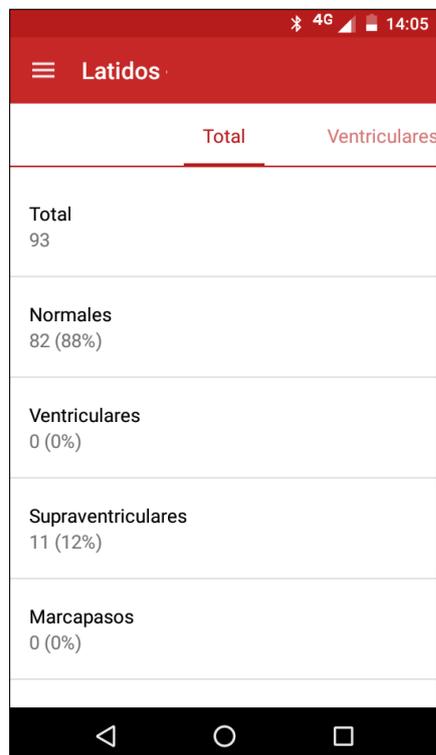


FIGURA 93: Extrasístoles nodales - Pantalla de latidos

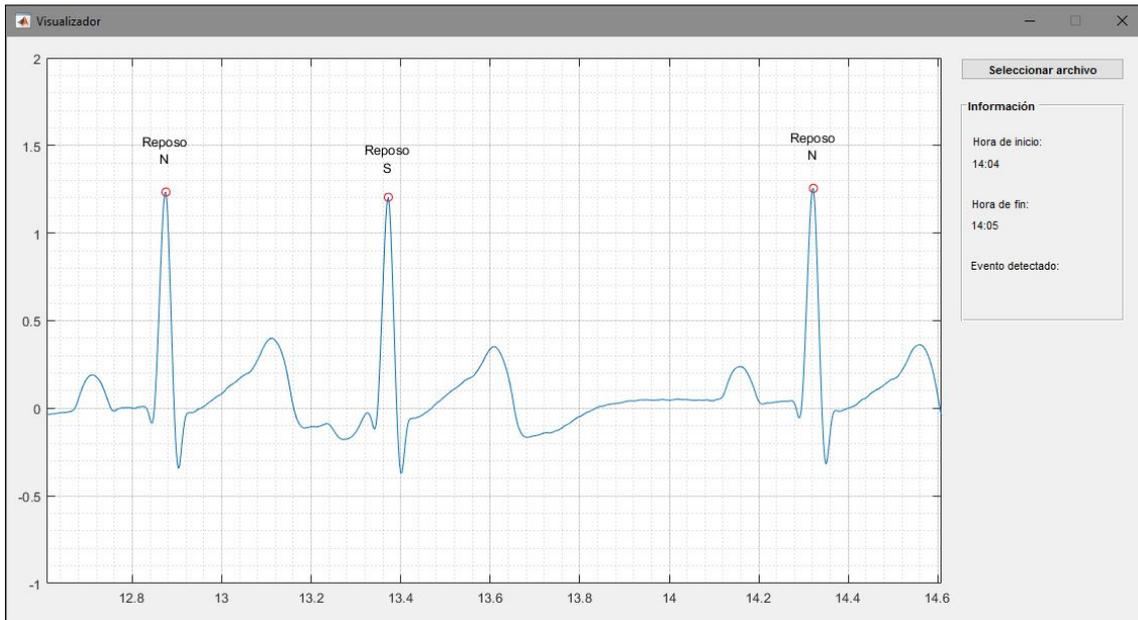


FIGURA 94: Extrasístoles nodales - Visualizador de archivos

### 6.2.5. Extrasístoles ventriculares

Las extrasístoles ventriculares pueden presentar una gran variedad de morfologías dependiendo de su origen. El simulador brindaba la posibilidad de simular distintos tipos de extrasístoles ventriculares. Se observó que algunas eran correctamente clasificadas, mientras que otras eran incorrectamente etiquetadas como extrasístoles supraventriculares. La mayoría de los ejemplos de este tipo de latidos en la base de datos de MIT-BIH corresponden a una forma similares, por lo que se estima que este problema podría solucionarse entrenando a la red neuronal con una mayor variedad de ejemplos, de distintas morfologías. Esta es una posible mejora a futuro. Los resultados obtenidos para los latidos clasificados de manera correcta se muestran en las figuras 95, 96 y 97.

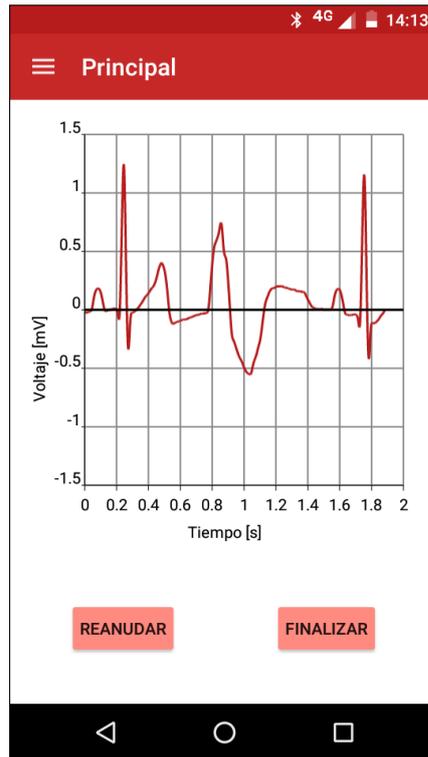


FIGURA 95: Extrasístoles ventriculares - Pantalla principal

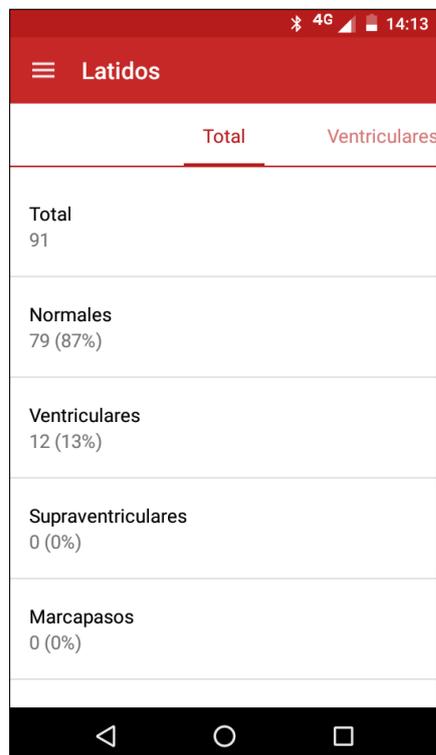


FIGURA 96: Extrasístoles ventriculares - Pantalla de latidos

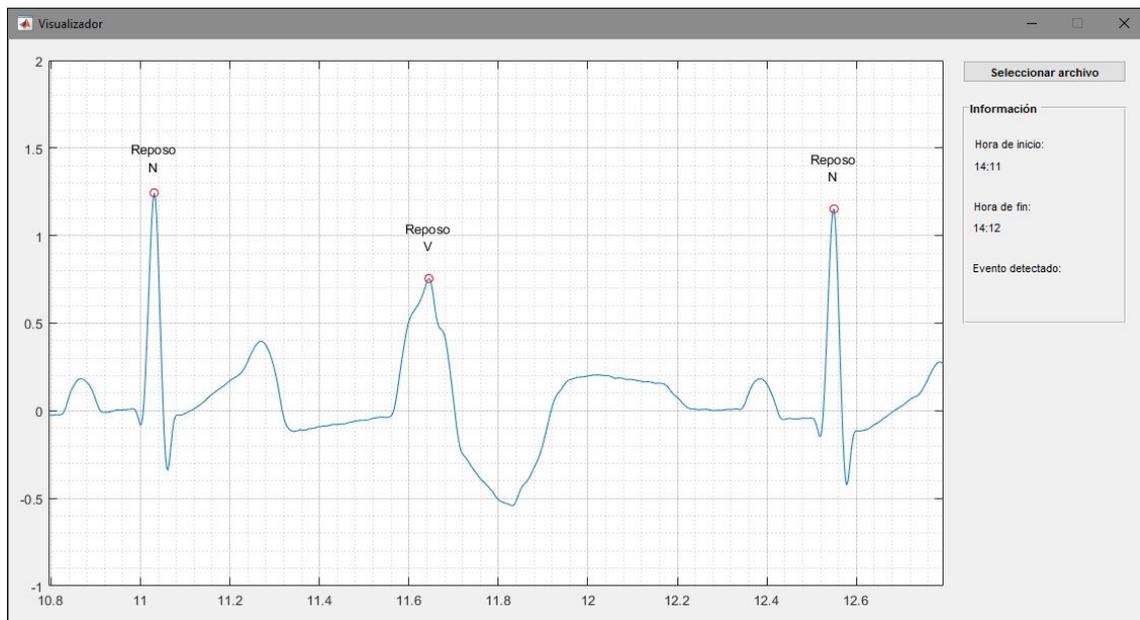


FIGURA 97: Extrasístoles ventriculares - Visualizador de archivos

## Capítulo 7

# Conclusión y propuestas a futuro

### 7.1. Conclusión

Finalizado este Proyecto Integrador, se han podido concretar los objetivos propuestos al comienzo del mismo. Se desarrolló un prototipo del sensor de ECG y de la aplicación para Android, se pudo lograr la comunicación entre ambos vía Bluetooth y se implementó de manera exitosa el análisis de la señal en la aplicación. Los resultados obtenidos al aplicar el aprendizaje automático para clasificar los latidos son muy prometedores. Se considera que la propuesta compensa algunas de las desventajas de las técnicas de monitoreo ambulatorio tradicional, en cuanto a costo, comodidad para el paciente, inmediatez de la información obtenida y simplicidad en la presentación de esta información al médico. Como se comprobó al realizar la búsqueda de antecedentes, en el mercado nacional no se comercializa ningún producto de estas características y en el mercado internacional están comenzando a implementarse, por lo cual existe una gran oportunidad para desarrollar métodos de monitoreo ambulatorio superadores y competitivos. Los resultados obtenidos con el prototipo demuestran que la idea planteada efectivamente podría ser utilizada en el futuro como alternativa al monitor Holter, si bien aún quedan posibilidades por explorar, detalles a mejorar y próximos pasos a seguir para continuar desarrollando la propuesta.

### 7.2. Propuestas a futuro

Las siguientes propuestas hacen referencia a posibles aspectos a mejorar, y podrían ser tomadas por futuros Proyectos Integradores para continuar este trabajo:

- **Detección de otros tipos de arritmia:** La aplicación desarrollada es capaz de detectar extrasístoles y latidos generados por marcapasos, eventos de taquicardia y bradicardia sinusal, y a raíz de ser capaz de detectar extrasístoles, puede reconocer también duplas y tripletes de las mismas y eventos de taquicardia paroxística supraventricular y taquicardia ventricular. En el marco teórico, se mencionaron otros tipos de arritmias: fibrilación y aleteo auricular, fibrilación ventricular y bloqueos. El reconocimiento de estas arritmias no se incluyó en el desarrollo de este trabajo porque no era posible lograrlo con un análisis latido a latido como el que se implementó, pero sería de gran interés incorporarlo en el futuro. En particular, la detección automática de la fibrilación ventricular es crucial, dado que es una condición que si no se revierte en muy pocos minutos conduce a la muerte.
- **Entrenamiento *online* de la red neuronal:** Una vez que la aplicación está en funcionamiento, recolecta continuamente nuevos ejemplos de latidos. Estos ejemplos podrían utilizarse para continuar entrenando la red neuronal a partir del modelo ya obtenido, y de esta manera ir mejorando su performance. Si la aplicación fuera utilizada por muchos usuarios, se podrían obtener ejemplos muy variados y de esta manera ampliar la base de datos de latidos para hacerla más completa y más representativa de la variabilidad de la señal entre pacientes. Para lograr esto, debería enviarse la señal de ECG registrada a un servidor, que se encargaría de re-entrenar permanentemente a la red con los nuevos ejemplos.
- **Mejora del procesamiento digital de la señal:** Los filtros digitales aplicados a la señal en la *app* son muy sencillos. Sería de utilidad buscar alternativas de filtros más sofisticados, que también pudiesen implementarse en tiempo real pero que ofrecieran una mejor atenuación de los distintos tipos de ruido que afectan al ECG. Un ejemplo de esto sería utilizar un filtro de Savitzky-Golay en lugar del filtro de media deslizante elegido para eliminar las componentes de alta frecuencia. El filtro Savitzky-Golay utiliza un algoritmo de mínimos cuadrados para ajustar un polinomio de un grado determinado a una ventana de un cierto número de muestras. Este tipo de filtro resulta en una menor distorsión de la señal que el de media deslizante. Una opción más compleja sería utilizar una adaptación a tiempo real de los algoritmos que hacen uso de la transformada ondita para filtrar la señal.
- **Mejora del algoritmo de detección de QRS:** La adecuada detección de los latidos cardíacos es de vital importancia como paso previo a la clasificación y a los fines de calcular la frecuencia cardíaca. Existe una gran diversidad de algoritmos para este fin, y numerosas investigaciones que comparan los

distintos métodos evaluando su desempeño. En este caso es necesario considerar que la detección debe ser lograrse de la manera más rápida posible para que la clasificación de los latidos pueda ir realizándose a medida que estos ocurren. Teniendo esto en consideración, se podría intentar la implementación de formas más complejas de detección de los QRS que tienen potencial de mostrar una menor probabilidad de error.

- **Análisis de múltiples derivaciones:** Por simplicidad, en este proyecto se eligió trabajar con una única derivación. Una posible ampliación de la propuesta sería construir un prototipo de *hardware* y ampliar el *software* para posibilitar la adquisición y el análisis de dos o más derivaciones. Contar con un mayor número de derivaciones facilitaría la detección de mayor variedad de arritmias, y mejoraría la exactitud en la clasificación de los latidos. Como punto de partida, se podría continuar trabajando con la base de datos de MIT-BIH, que además de la derivación DII que se utilizó trae también una V1 modificada. Los latidos normales son más fáciles de discernir en DII, mientras que las extrasístoles frecuentemente son más prominentes en V1, por lo que las dos derivaciones se complementan bien.
- **Análisis de otros aspectos de la señal de ECG:** En la mayoría de los informes de los monitores Holter, se incluye el análisis de dos aspectos que no se incorporaron en este proyecto: el segmento ST y la HRV (variabilidad de la frecuencia cardíaca, del inglés, *Heart Rate Variability*). La elevación o el descenso del segmento ST son por lo general indicativos de una cardiopatía isquémica, por lo cual el análisis de este parámetro podría permitir el diagnóstico de trastornos tales como el infarto de miocardio y la insuficiencia coronaria. La variabilidad de la frecuencia cardíaca es la variación entre los intervalos RR expresada en diferentes mediciones, y recientemente ha comenzado a ganar atención en el campo de la medicina por su posible utilidad para diagnosticar infarto de miocardio y otras patologías.
- **Desarrollo de presentación comercial del producto:** Un próximo paso a realizar a partir de este proyecto sería la transformación del prototipo desarrollado en un producto comercializable. Habría que buscar la manera de encapsular el sensor para que éste resultara lo más cómodo posible para el paciente. Una buena opción, a juzgar por productos de características similares que se han encontrado, es la presentación en forma de un parche adhesivo que se coloca en el pecho adhiriéndolo a la piel. Para lograr esto sería necesario reemplazar los electrodos descartables por unos reutilizables. En los comienzos del desarrollo de este proyecto, se encontró que existen unos electrodos de muy reducido tamaño (1 cm x 1 cm), no descartables, activos,

que aparentemente presentarían un muy buen desempeño. Estos electrodos son desarrollados por la marca Plessey Semiconductors, se denominan “EPIC - Ultra High Impedance ECG Sensor” y su código es PS25255.

- **Ensayos clínicos:** El paso final en el desarrollo de la propuesta sería probar el producto en pacientes. Para ello sería necesario lograr un acuerdo con algún hospital o clínica, para que allí les solicitaran a los pacientes su consentimiento para realizarse un estudio con este sensor. Previo a esto, es imprescindible para poder conducir las pruebas contar con la aprobación tanto del protocolo como del consentimiento por parte de autoridades competentes, entre ellas ANMAT, un comité de ética y la autoridad reguladora jurisdiccional.

Todo el código desarrollado para este Proyecto Integrador se encuentra en un repositorio público de BitBucket, que puede accederse desde la dirección <https://bitbucket.org/antosgar/holter-bluetooth-inteligente/src>. Allí, se pueden encontrar diferentes carpetas que contienen:

- Código en lenguaje C para el microcontrolador PIC, para la conversión analógico-digital y la transmisión por puerto serie de los datos
- Código de MATLAB para la obtención de los latidos de la base de datos, la extracción de características de cada latido y el entrenamiento de la red neuronal
- Código en lenguajes Java y XML correspondiente a la *app* para Android
- Código de MATLAB para el visualizador de los archivos enviados por correo electrónico desde la aplicación

Todos estos archivos están disponibles para ser evaluados por el tribunal, para quienes deseen realizar algún desarrollo futuro del proyecto y para cualquier persona en general que tenga interés en acceder a ellos.

## Bibliografía

- [1] *Manual del Auxiliar de Enfermería: Temario de Oposiciones*. MAD, 2003.
- [2] *BC Guidelines: Ambulatory ECG Monitoring*. British Columbia Ministry of Health y British Columbia Medical Association. Abr. de 2013. URL: <http://www2.gov.bc.ca/assets/gov/health/practitioner-pro/bc-guidelines/ambulatory-ecg.pdf>.
- [3] Kim E. Barret y col. *Ganong Fisiología Médica*. 24.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2012.
- [4] Joseph D. Bronzino. *The Biomedical Engineering Handbook*. 2.<sup>a</sup> ed. CRC Press, 2000.
- [5] Francisco Castells y col. «Principal Component Analysis in ECG Signal Processing». En: *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* (2006). URL: <http://diec.unizar.es/intranet/articulos/uploads/pcaecg.pdf.pdf>.
- [6] Subhasis Chaudhuri, Siddhartha Duttagupta y Tanmay D. Pawar. *Ambulation Analysis in Wearable ECG*. Springer, 2009.
- [7] Lew Counts y Charles Kitchen. *A Designer's Guide to Instrumentation Amplifiers*. 3.<sup>a</sup> ed. Analog Devices, 2006.
- [8] Marcelo Elizari y Pablo Chiale. *Arritmias Cardíacas. Fundamentos celulares y moleculares, diagnóstico y tratamiento*. 2.<sup>a</sup> ed. Panamericana, 2003.
- [9] Shaza M. Abd Elrahman y Ajith Abraham. «A Review of Class Imbalance Problem». En: *Journal of Network and Innovative Computing* 1 (2013). URL: <http://www.softcomputing.net/jnic2.pdf>.
- [10] Adam Gacek y Witold Pedrycz. *ECG Signal Processing, Classification and Interpretation. A Comprehensive Framework of Computational Intelligence*. Springer, 2012.
- [11] Ary L. Goldberger. *Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach*. 7.<sup>a</sup> ed. Mosby, 2006.
- [12] John E. Hall. *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*. 13.<sup>a</sup> ed. Elsevier, 2016.

- 
- [13] John R. Hampton. *The ECG Made Easy*. Elsevier, 2013.
- [14] Andrew R. Houghton y David Gray. *Making Sense of the ECG: A Hands-On Guide*. 4.<sup>a</sup> ed. CRC Press, 2014.
- [15] José Jalife y col. *Basic Cardiac Electrophysiology for the Clinician*. Wiley-Blackwell, 2009.
- [16] I.T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. 2.<sup>a</sup> ed. Springer, 2002.
- [17] John A. Kastor. *You and Your Arrhythmia: A Guide to Heart Rhythm Problems for Patients and Their Families*. Jones/Bartlett Publishers, 2006.
- [18] R.S. Khandpur. *Handbook of Biomedical Instrumentation*. McGraw-Hill, 1987.
- [19] Rahul K. Kher y col. «Implementation of Derivative Based QRS Complex Detection Methods». En: *3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics* (oct. de 2010). URL: [https://www.researchgate.net/publication/238518860\\_Implementation\\_of\\_Derivative\\_Based\\_QRS\\_Complex\\_Detection\\_Methods](https://www.researchgate.net/publication/238518860_Implementation_of_Derivative_Based_QRS_Complex_Detection_Methods).
- [20] Bert-Uwe Köhler, Carsten Hennig y Reinhold Orglmeister. «The Principles of Software QRS Detection. Reviewing and Comparing Algorithms for Detecting this Important ECG Waveform». En: *IEEE Engineering in Medicine and Biology* (ene. de 2002). URL: [https://people.ece.cornell.edu/land/courses/ece5030/labs/s2013/QRS\\_detect\\_review.pdf](https://people.ece.cornell.edu/land/courses/ece5030/labs/s2013/QRS_detect_review.pdf).
- [21] Peter R. Kowey y Dusan Z. Kocovic. «Ambulatory Electrocardiographic Recording». En: *Circulation* (ago. de 2003). URL: <http://circ.ahajournals.org/content/circulationaha/108/5/e31.full.pdf>.
- [22] Michel Latarjet y Alfredo Ruiz Liard. *Anatomía Humana*. 4.<sup>a</sup> ed. Vol. 2. Editorial Panamericana, 2010.
- [23] S. Suave Lobodzinski y Michael M. Laks. «New devices for very long-term ECG monitoring». En: *Cardiology Journal* 19.2 (2012), págs. 210-214. URL: <https://journals.viamedica.pl/cj/article/download/21257/16861>.
- [24] Raquel Flórez López y José Miguel Fernández Fernández. *Las Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas*. Netbiblo, 2008.
- [25] Anil K. Maini. *Digital Electronics: Principles, Devices and Applications*. John Wiley & Sons, 2007.
- [26] Roshan Joy Martis, U. Rajendra Acharyaa y Lim Choo Min. «ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and Discrete Wavelet Transform». En: *Biomedical Signal Processing and Control* (2013). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809413000062>.

- [27] Suneet Mittal, Colin Movsowitz y Jonathan S. Steinberg. «Ambulatory External Electrocardiographic Monitoring: Focus on Atrial Fibrillation». En: *Journal of the American College of Cardiology* 58.17 (oct. de 2011). URL: [content.onlinejacc.org/article.aspx?articleid=1146889](http://content.onlinejacc.org/article.aspx?articleid=1146889).
- [28] David E. Mohrman y Lois Jane Heller. *Cardiovascular Physiology*. 8.<sup>a</sup> ed. McGraw-Hill Lange, 2014.
- [29] Stewart Russell y Peter Norvig. *Inteligencia Artificial. Un enfoque moderno*. 2.<sup>a</sup> ed. Pearson, 2004.
- [30] L. Testut y A. Latarjet. *Compendio de Anatomía Descriptiva*. 22.<sup>a</sup> ed. Salvat Editores, 1959.
- [31] Jesús A. F. Tresguerres. *Anatomía y Fisiología del Cuerpo Humano*. McGraw-Hill, 2009.
- [32] M. Ursino y col. *Modelling in Medicine and Biology IV*. WIT Press, 2005.
- [33] John G. Webster. *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. 2.<sup>a</sup> ed. Wiley, 2010.
- [34] <http://bitacoramedica.com/desarrollan-electrocardiograma-con-un-telefono-celular/>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [35] <http://electrosmart.com.ar/>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [36] <https://developer.android.com/guide/index.html>. Última visita a la página: 24/10/2016.
- [37] <https://developers.google.com/android/reference/com/google/android/gms/location/ActivityRecognitionApi>. Última visita a la página: 25/10/2016.
- [38] <https://learn.sparkfun.com/tutorials/serial-communication>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [39] <https://pdfs.semanticscholar.org/27e3/e1623810e46a2358c1a5c8dc2ca657fb7ed0.pdf>. Última visita a la página: 29/11/2016.
- [40] <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/mitdbdir.htm>. Última visita a la página: 19/10/2016.
- [41] <https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. Última visita a la página: 19/10/2016.
- [42] <https://www.alivecor.com/en/>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [43] <https://www.cardiosecur.com/product/how-it-works/>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [44] [https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5\\_anio/orientadora1/monograis/matich-redesneuronales.pdf](https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monograis/matich-redesneuronales.pdf). Última visita a la página: 19/10/2016.

- 
- [45] <https://www.ics.forth.gr/mobile/pca.pdf>. Última visita a la página: 20/10/2016.
- [46] <https://www.mathworks.com/help/nnet/>. Última visita a la página: 20/10/2016.
- [47] <https://www.nice.org.uk/advice/mib35/chapter/technology-overview>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [48] <https://www.openhacks.com/uploadsproductos/hc-serial-bluetooth-products.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [49] <https://www.sparkfun.com/products/12650>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [50] <http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/41291D.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [51] <http://www.analog.com/library/analogDialogue/archives/37-11/ecg.html>. Última visita a la página: 4/10/2016.
- [52] <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/application-notes/AN-244.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [53] <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8232.pdf>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [54] <http://www.caoic.org.ar/informacion-para-la-comunidad/>. Última visita a la página: 14/11/2016.
- [55] <http://www.digikey.com/es/resources/conversion-calculators/conversion-calculator-battery-life>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [56] <http://www.ems12lead.com/2014/03/10/understanding-ecg-filtering/>. Última visita a la página: 10/10/2016.
- [57] [http://www.mt-system.ru/sites/default/files/docs/documents/bluetooth\\_le\\_comparison.pdf](http://www.mt-system.ru/sites/default/files/docs/documents/bluetooth_le_comparison.pdf). Última visita a la página: 10/10/2016.
- [58] <http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t8neuronales.pdf>. Última visita a la página: 19/10/2016.
- [59] <http://www.shl-telemedicine.com/portfolio/smartheart/>. Última visita a la página: 4/10/2016.